

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧОРНОМОРСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ПЕТРА МОГИЛИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ШВЕД АЛЬОНА ВОЛОДИМИРІВНА

УДК 004.82:519.816

**МОДЕЛІ І МЕТОДИ НОРМАТИВНОЇ ТЕОРІЇ СИНТЕЗУ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
В УМОВАХ НАЯВНОСТІ НЕ-ФАКТОРІВ РІЗНОЇ ПРИРОДИ**

05.13.06 – інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання
ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на
відповідне джерело

А. В. Швед



Науковий консультант:
Коваленко Ігор Іванович,
доктор технічних наук, професор

АНОТАЦІЯ

Швед А. В. Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних технологій в умовах наявності НЕ-факторів різної природи.

– Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 «Інформаційні технології». – Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв, 2021.

Дисертаційне дослідження спрямоване на вирішення актуальної науково-практичної проблеми створення і розвитку основ нормативної теорії синтезу інформаційних технологій орієнтованих на інтелектуальне забезпечення підтримки процесів прийняття рішень в умовах різних видів незнання.

Процес прийняття рішень в швидко мінливих умовах, при обмеженні часу та ресурсів, являє собою творчу і відповідальну функцію управління, і дуже часто здійснюється в умовах різних видів незнання (НЕ-факторів). На практиці прийняття оптимальних, обґрунтованих рішень неможливе без врахування накопиченого досвіду, різних точок зору та знань фахівців, та базується на застосуванні сучасних математичних методів аналізу експертних оцінок. Проте достатньо часто застосування поширених математичних методів отримання та обробки результатів експертизи відбувається без належного аналізу різних видів НЕ-факторів (неповнота, невизначеність, нечіткість, неоднорідність, недостовірність, неузгодженість, неоднозначність та ін.), під впливом яких формуються і обробляються оцінки експертів, що призводить до побудови та використання неадекватних моделей та висновків. Разом з тим, в реальних умовах можуть існувати і специфічні види НЕ-факторів, наприклад, комбінації невизначеності і нечіткості, що значно ускладнює процеси пов'язані із набуттям і аналізом експертної інформації, які можуть протікати під їх впливом.

Задача значно ускладнюється при обробці та аналізі експертних оцінок, які формуються в умовах багатокритеріальності, особливо при вирішенні

слабоструктурованих задач, тобто таких задач, в яких превалюють якісні, неформалізовані фактори. Прикладами подібного роду задач є прийняття стратегічних рішень економічного і політичного характеру, планування наукових досліджень і розробок, конкурсний відбір проектів та ін.

У зв'язку з цим стає актуальним вирішення питання ідентифікації та формалізації різних видів незнання (НЕ-факторів), обґрунтованого вибору математичного апарату їх моделювання з урахуванням специфіки вихідних даних та типу розв'язуваної задачі, та їх реалізація у складі комплексу уніфікованих алгоритмів та системи правил синтезу інформаційних технології підтримки процесів прийняття рішень в умовах незнання різної природи для забезпечення процесів планування та отримання достовірних та ефективних управлінських рішень в складних соціальних, економічних, технічних, організаційних та ін. системах, особливо при збільшенні факторів, що впливають на процеси, які протікають у таких системах.

Це в свою чергу зумовлює необхідність розробки основ нормативної теорії (набору формалізованих математичних моделей синтезу інформаційних технологій) та нормативної методології (набору уніфікованих алгоритмів реалізації синтезованих інформаційних технологій при розв'язку типових задач прийняття рішень) синтезу інформаційних технологій орієнтованих на інтелектуальне забезпечення процесів прийняття рішень в умовах різних видів незнання.

Метою дослідження є вдосконалення теоретичних та методологічних основ розроблення ІТ за рахунок синтезу математичних моделей управління незнанням (НЕ-факторами) різної природи на основі системного застосування методів моделювання різних видів НЕ-факторів, створення концепції нормативної теорії та методології синтезу інформаційних технологій інтелектуальної підтримки процесів підготовки та вибору оптимального рішення при плануванні та реалізації проектів різного призначення.

Об'єктом дослідження є процеси синтезу математичних моделей управління НЕ-факторами різної природи, таких як неповнота, неоднорідність, невизначеність, нечіткість, неточність та їх комбінації.

Предметом дослідження є моделі, методи та інформаційні технології підтримки прийняття рішень, що формуються в умовах специфічних видів НЕ-факторів, багатокритеріальності та багатоальтернативності.

У першому розділі на основі проведеного ґрунтовного аналізу ряду праць вітчизняних і закордонних вчених, досліджені основні концепти та теоретичні положення моделювання різних видів незнання (нечіткість, невизначеність, неоднорідність, неповнота, неточність та ін.). Проаналізовані підходи до їх класифікації, визначені математичні теорії їх моделювання. Виконана постановка задач дослідження.

У другому розділі запропонована концепція нормативної теорії синтезу інформаційних технологій орієнтованих на інтелектуальне забезпечення процесів підготовки та прийняття рішень, синтезованих в умовах НЕ-факторів різної природи. Запропонована методологія синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень, в рамках якої викладені основні принципи синтезу інформаційних технологій інваріантних до типу розв'язуваної задачі і способу виявлення і представлення вихідної інформації, розроблено комплекс правил та формалізованих математичних моделей процесу синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень на основі врахування ряду НЕ-факторів різної природи.

Запропонована процедура вибору методів моделювання НЕ-факторів, яка дозволяє генерувати систему вирішуючих правил обґрунтованого вибору математичного формалізму моделювання різних видів незнання, що оказують негативний вплив на процеси отримання та обробки набору вихідних даних, або містяться у вихідній інформації.

У третьому розділі виконана постановка задачі структуризації групових експертних оцінок. Запропоновано технологію структуризації групових експертних оцінок, сформованих в різних шкалах експертних вимірювань

(абсолютній, порядковій шкалі та шкалі відношень). Проаналізовано підходи і методи отримання агрегованих оцінок. Запропоновано методіку синтезу та структуру інформаційної технології аналізу та структуризації експертних оцінок в умовах неоднорідності (неузгодженості), в основу якої покладена розроблена технологія аналізу (структуризації) групових експертних оцінок, сформованих в рамках абсолютної, порядкової шкали та шкали відношень.

Запропоновано технологію підтримки прийняття рішень з використанням методів ймовірнісного виведення. Проаналізовані методи ймовірнісного виведення. Запропоновано методіку синтезу та структуру інформаційної технології аналізу експертних оцінок, сформованих в умовах невизначеності з використанням методів ймовірнісного виведення, в рамках якої запропоновано підхід до агрегування групових ймовірнісних оцінок експертів при вирішенні задач ймовірнісного виведення на деревах ймовірності, що дозволяє синтезувати узагальнені оцінки ймовірності реалізації випадкових подій.

У четвертому розділі проаналізовано ряд мір теорії свідочств, що застосовуються для оцінки ймовірного (мінімального) і потенційно можливого (максимального) рівня невизначеності та конфлікту. Розглянуті міри покладені в основу критеріїв ідентифікації складних (комбінованих) видів незнання, породжених невизначеністю, неточністю, неузгодженістю, конфліктністю (суперечливістю) експертних свідочств.

Запропоновано метод кластеризації вихідної сукупності групових експертних оцінок, сформованих в рамках нотації теорії свідочств, з метою виділення узгоджених підгруп (із заданим максимальним рівнем конфлікту в середині утвореної підгрупи свідочств) експертних свідочств. Запропоновано метод до агрегування групових експертних оцінок, що дозволяє синтезувати групове рішення з урахуванням різних форм представлення суджень експертів (інтервальні, нечіткі, точкові експертні оцінки). Запропоновано метод вибору оптимального правила комбінування експертних свідочств сформованих в рамках моделі Шейфера, що забезпечує отримання комбінованої маси ймовірності з найменшим досяжним рівнем невизначеності.

Дістали подальшого розвитку моделі та методи синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах складних форм незнання (у тому числі їх комбінації) при розв'язанні задач, пов'язаних з необхідністю урахування багатоальтернативності та багатокритеріальності. Запропоновано методика синтезу і узагальнену структуру інформаційної технології структуризації експертних оцінок в умовах багатокритеріальності, багатоальтернативності та складних форм незнання.

У п'ятому розділі виконана постановка задачі структуризації групових експертних оцінок в умовах невизначеності, неповноти та неточності. Досліджено міри кількісного вираження невизначеності пов'язаної із приналежністю елементів універсуму заданій цільовій множині в рамках математичної нотації теорії грубих множин, в тому числі міри, що відображають точність і якість отриманих апроксимацій цільових множин. Проаналізовано ряд мір теорії грубих множин, що застосовуються для кількісного вимірювання неповноти та неточності існуючих знань. Розглянуті міри покладені в основу критеріїв ідентифікації неповноти та неточності даних та експертних знань інформаційної системи та таблиці рішень.

Запропоновано ряд математичних моделей синтезу групових рішень та структуризації даних інформаційної системи та таблиці рішень, при вирішенні наступних задач: синтез групової оцінки відповідних значень релевантних атрибутів інформаційної системи та атрибутів-умов таблиці рішень; синтез групової оцінки відносно значень релевантних атрибутів-рішень таблиці рішень; синтез групової оцінки щодо належності об'єкта універсуму заданому класу, за умови, що відповідні значення релевантних атрибутів-умов об'єкта також формуються на основі групової експертизи.

Запропоновано методики синтезу та узагальнену структуру інформаційних технологій структуризації неточних даних та експертних знань інформаційної системи та таблиці рішень.

У шостому розділі запропоновано концепцію та архітектуру системи підтримки прийняття рішень, що реалізує механізми, які покладені в основу

запропонованої методології синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень. Розроблено комплекс інформаційних технологій реалізації ряду практичних задач, а саме: задачі вибору та класифікації проектів реконструкції муніципальних систем тепlopостачання; задачі статистичної обробки результатів поліметричних вимірювань; задачі аналізу та вибору оптимальної організаційної структури підприємства.

Удосконалено метод некрітеріального вибору Парето-оптимального рішення з використанням методів теорії свідоцтв, що спрощує процедуру вибору рішень на множині Парето за рахунок ранжування рішень, що включені до множини Парето; метод міркувань за прецедентами на основі математичного апарату теорії грубих множин за рахунок введення специфічних видів апроксимацій з метою класифікації прецедентів та їх подальшого пошуку в базі прецедентів.

У висновках наведено опис основних результатів дисертаційного дослідження.

Додатки містять результати дослідження впливу структури і кардинальності фокальних елементів всередині групи свідоцтв на рівень конфлікту та протиріччя експертних свідоцтв; дослідження залежності значень метрики *Jousselme* від сформованої структури експертних свідоцтв; рішення з проектного забезпечення запропонованої системи підтримки прийняття рішень; копії актів впровадження результатів дисертаційного дослідження та перелік публікацій здобувача.

Теоретичні та практичні результати дисертаційної роботи використано і впроваджено на комерційних та державних підприємствах м. Миколаєва та Миколаївської області, зокрема: комунальному підприємстві «Тепlopостачання та водо-каналізаційне господарство» (м. Южноукраїнськ); товаристві з обмеженою відповідальністю «АМІКО-Комплект» (м. Миколаїв); товаристві з обмеженою відповідальністю «Миколаївбудресурси» (м. Миколаїв); державному підприємстві «ЗОРЯ»-«МАШПРОЕКТ» (м. Миколаїв); державному підприємстві «Експериментальне виробництво Інституту Імпульсних процесів і технологій Національної академії наук України» (м. Миколаїв); державному підприємстві

«Баштанське лісове господарство» (м. Баштанка); при виконанні науково-дослідних робіт, які виконувались в Національному університеті кораблебудування ім. адмірала Макарова та Чорноморському національному університеті ім. Петра Могили; у навчальний процес Чорноморського національного університету ім. Петра Могили.

За результатами досліджень опубліковано 68 наукових праць, у т. ч.: 28 статей у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України (з них 5 статей, опублікованих у трьох різних періодичних виданнях, включених до категорії «А»); 4 статті у наукових періодичних виданнях інших держав (з них 2 статті, опубліковані у періодичних виданнях, включених до наукометричної бази даних Scopus); 2 монографії (з них 1 одноосібна); 32 матеріали Міжнар. та Всеукр. наук., наук.-техн. та наук.-практ. конференцій (з них 10 матеріалів конференцій, що входять до наукометричної бази даних Scopus); 2 статті в інших журналах.

Ключові слова: нормативна теорія, інформаційні технології, експертні оцінки, кластеризація, ранжування, правило комбінування, невизначеність, неповнота, неоднорідність, неточність, прийняття рішень.

SUMMARY

Shved A. V. Models and Methods of the Normative Theory of the Synthesis of Information Technologies under Different Forms of Ignorance. – Qualifying scientific work as a manuscript.

Thesis for a Doctor of Technical Science degree in specialty 05.13.06 – Information Technologies. – Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, 2021.

The dissertation research is devoted to solving the actual scientific and practical problem of creation and development of bases of the normative theory of synthesis of the information technologies focused on intellectual maintenance of decision-making processes under various types of ignorance.

The decision-making process in a rapidly changing environment, with limited time and resources, is a creative and responsible management function, and is very often carried out in conditions of various types of ignorance (non-factors). In practice, making optimal and sound decisions is impossible without taking into account the experience, different points of view and knowledge of specialists, and is based on the use of modern mathematical methods of analysis of expert assessments.

However, quite often the use of common mathematical methods for obtaining and processing examination results occurs without proper analysis of various types of non-factors (incompleteness, uncertainty, vagueness, heterogeneity, inaccuracy, inconsistency, ambiguity, etc.), under the influence of which expert assessments are formed and processed. This in turn leads to the construction and use of inadequate models and conclusions. However, in real life, there may be specific types of non-factors, such as a combination of uncertainty and ambiguity, which greatly complicates the processes associated with the acquisition and analysis of expert information that may occur under their influence.

The task is much more complicated in the processing and analysis of expert assessments, which are formed under multi-criteria, especially in solving poorly

structured problems, i.e. such problems in which qualitative, informal factors prevail. Examples of such tasks are the adoption of strategic decisions of economic and political nature, planning of research and development, competitive selection of projects and others.

In this regard, it becomes important to address the issue of identification and formalization of various types of ignorance (non-factors); reasonable choice of mathematical apparatus for their modeling, taking into account the specifics of the source data and the type of problem under consideration, and their implementation as part of a unified algorithms and system rules of synthesis of information technologies to support decision-making processes under ignorance of different nature. Those are designed to ensure the processes of planning and obtaining reliable and effective management decisions in complex social, economic, technical, organizational, etc. systems, especially with increasing factors influencing the processes occurring in such systems.

This in turn necessitates the development of the basics of normative theory (a set of formalized mathematical models of information technologies synthesis) and normative methodology (a set of unified algorithms for implementing synthesized information technologies in solving typical decision-making problems) of information technologies synthesis focused on the intellectual support of decision-making processes under different types of ignorance.

The purpose of the research is to improve the theoretical and methodological foundations of information technology development through the synthesis of mathematical models of ignorance management (non-factors) of different nature based on the systematic application of methods for modeling different types of non-factors and development of adaptive methodology, as the basis of normative theory of synthesis of information technologies, their implementation as part of the tools of decision support system to support the processes of preparation and selection of the optimal solution for planning and implementation of projects of various purposes.

The object of research is the processes of synthesis of mathematical models of control of non-factors of different nature, such as incompleteness, heterogeneity, uncertainty, vagueness, inaccuracy and their combinations.

The subject of the research is models, methods and information technologies of decision support, which are formed under specific types of non-factors and multi-criteria.

In the first chapter, based on a thorough analysis of a number of papers of domestic and international scientists, the basic concepts and theoretical provisions of modeling different types of ignorance (vagueness, uncertainty, inhomogeneity, incompleteness, inaccuracy, etc.) are studied. Approaches to their classification have been analyzed, mathematical theories of their modeling are defined. The tasks of the research have been set.

The second chapter proposes the concept of normative theory of synthesis of information technologies focused on the intellectual support of the processes of preparation and decision-making, and synthesized in the conditions of non-factors of different nature. The methodology of synthesis of information technologies of decision support is offered, within which the basic principles of synthesis of information technologies invariant to the type of problem under consideration and a way of detection and representation of initial information are stated, taking into account a number of non-factors of different nature.

The procedure of choosing methods of non-factors modeling is offered, which allows generating a system of decisive rules of reasonable choice of mathematical formalism of modeling of different types of ignorance, which have a negative effect on the processes of obtaining and processing a set of source data.

In the third chapter, the problem of structuring group expert assessments is set. The technology of structuring group expert assessments formed in different scales of expert measurements (absolute, ordinal scale and scale of relations) is offered. Approaches and methods of obtaining aggregated assessment have been analyzed. The methodology of synthesis and structure of information technology of analysis

and structuring of expert assessments under inhomogeneity (inconsistency) are offered, which are based on the developed technology of analysis (structuring) of group expert assessments formed within the absolute, ordinal scale and scale of relations.

The technology of decision support using the methods of probabilistic inference is proposed. Methods of probabilistic inference are analyzed. The method of aggregation of group probabilistic estimates of experts for solving problems of probabilistic inference on probability trees that allows to synthesize the generalized estimations of probability of realization of casual events is offered. The methodology of synthesis and structure of information technology of analysis of expert assessments under uncertainty are offered.

The fourth chapter analyzes a number of evidence theory measures used to assess the probable (minimum) and potentially possible (maximum) levels of uncertainty and conflict. The considered measures are the basis of the criteria for identification of complex (combined) types of ignorance caused by uncertainty, inaccuracy, inconsistency, conflict (contradiction) of expert evidence.

A method of clustering the initial set of group expert assessments, formed within the frame of the evidence theory, in order to identify agreed subgroups (with a given maximum level of conflict in the middle of the formed subgroup of evidence) of expert evidence. A method for aggregating group expert assessments has been proposed, which allows to synthesize a group decision taking into account different forms of presenting of experts' judgments (interval, fuzzy, crisp expert assessments). A method for selection the optimal combination rule for obtaining the aggregated experts' judgments formed in frame of Shafer's model is proposed, The proposed technique provides a combined probability mass with the lowest achievable level of uncertainty.

Further development received models and methods of synthesis the individual and group decisions in the conditions of complex forms of ignorance (including their combination), multi-alternativeness and multi-criteria. The methodology of synthesis

and structure of information technology of structuring of experts' judgments under multi-criteria, multi-alternativeness and complex (combined) types of ignorance caused by uncertainty, inaccuracy, inconsistency, conflict (contradiction) are offered.

In the fifth chapter, the problem of structuring group expert assessments in the conditions of uncertainty, incompleteness and inaccuracy is set. The quantitative measures of uncertainty associated with the affiliation of the elements of the universe to a given target set in the mathematical notation of the rough set theory, including measures that reflect the accuracy and quality of the obtained approximations of target sets. Different measures of rough set theory used to quantify the incompleteness and inaccuracy of existing knowledge have been analyzed. The considered measures are the basis of criteria for identification of incompleteness and inaccuracy of data and expert knowledge of information system and decision tables.

A set of mathematical models of synthesis of group solutions for analysis and data synthesis in information system and decision table are offered for solving the following problems: synthesis the group expert assessment of corresponding values of relevant attributes of information systems and attributes-conditions of the decision table; synthesis the group expert assessment of values of relevant decision-attributes of the table decision; synthesis the group expert assessment of the belonging of the object of the universe to a given class, provided that the corresponding values of the relevant attributes-conditions of the object are also formed on the basis of group examination.

The methodology of synthesis and structure of information technology of structuring of inaccurate data and expert knowledge of information system and decision table are offered.

The sixth chapter proposes the concept and architecture of the decision support system that implements the mechanisms that underlie the proposed methodology for the synthesis of information technologies for decision support. A set of information technologies for the implementation of a range of practical tasks has been developed, such as: tasks of selection and classification of projects for the reconstruction of

municipal heat supply systems; tasks of statistical processing of results of polymetric measurements; tasks of analysis and selection of the optimal organizational structure of the enterprise.

The method of non-criteria selection of Pareto-optimal solution has been improved due to the ranking of solutions included in the Pareto set based on the techniques of evidence theory. The case-based reasoning method on the basis of the mathematical apparatus of the rough set theory has been improved due to the use of specific types of approximations in order to classify precedents and their further search in the base of precedents.

The conclusions describe the main results of the dissertation research.

The appendices contain the results of the study of the influence of the structure and cardinality of focal elements within the group of evidence on the level of conflict and contradiction of expert evidence; the study of the dependence of the values of the *Jousselme* metric on the existing structure of expert evidence; software design solutions of the proposed decision support system; copies of acts of implementation of dissertation research results and list of publications on the theme of dissertation research.

Theoretical and practical results of the dissertation work were used and implemented at commercial and state enterprises of Mykolayiv and Mykolayiv region, in particular: communal enterprise “Heating, water supply and sewerage systems” (Yuzhnoukrainsk); limited liability company “Amiko Komplekt” (Mykolayiv); limited liability company “Mykolayivbudresursy” (Mykolayiv); state enterprise “Zorya-Mashproekt” (Mykolayiv); state enterprise “Experimental production of the Institute of Pulse Processes and Technologies of National Academy of Science of Ukraine” (Mykolayiv); state enterprise “Bashtanka forestry” (Bashtanka); in carrying out research works performed at the Admiral Makarov National University of Shipbuilding and the Petro Mohyla Black Sea National University; in the educational process of the Petro Mohyla Black Sea National University (Mykolaiv).

According to the results of research, 68 scientific works have published, including 28 articles in scientific publications included in the List of scientific professional publications of Ukraine (including 5 articles published in three different periodicals included in category A); 4 articles in scientific periodicals of other countries (including 2 articles published in periodicals included in the scientometric Scopus database); 2 monographs; 32 conference proceedings at 22 International and all-Ukrainian conferences (including 10 conference proceedings included in the scientometric Scopus database); 2 articles in other journals.

Keywords: normative theory, information technology, expert assessments, clustering, ranking, combination rule, uncertainty, incompleteness, heterogeneity, inaccuracy, decision-making.

СПИСОК ОСНОВНИХ ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

1. Kovalenko I. I., Shved A. V. Clustering of group expert estimates based on measures in the theory of evidence. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 2016. № 4 (154). P. 71–78; **база(u)**: SCOPUS, Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.
2. Kovalenko I. I., Shved A. V. Development of a technology of structuring group expert judgments under various types of uncertainty. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2018. № 3/4 (93). P. 60–68. doi: 10.15587/1729-4061.2018.133299; **база(u)**: SciVerse SCOPUS, Google Scholar, CrossRef.
3. Kovalenko I. I., Shved A. V., Koval N. V. A modified Case-Based Reasoning method based on the rough set theory. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018. № 4 (47). P. 106–112. doi: 10.15588/1607-3274-2018-4-10; **база(u)**: Web of Science (WoS) Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.
4. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Development of the procedure for integrated application of scenario prediction methods. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Vol. 2, Iss. 4 (98). P. 31–38. doi: 10.15587/1729-4061.2019.163871; **база(u)**: SciVerse SCOPUS, Google Scholar Index Copernicus Journals Master List, CrossRef.
5. Shved A. Syntesis of group decisions in the problem of analysis of the technical condition of military-civilian objects. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2019. Iss. 4 (51). P. 92–102. doi: 10.15588/1607-3274-2019-4-9; **база(u)**: Web of Science (WoS), Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.
6. Shved A., Kovalenko I., Davydenko Y. Method of detection the consistent subgroups of expert assessments in a group based on measures of dissimilarity in evidence theory. *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019 / N. Shakhovska, M. Medykovsky (eds.)*. 2020. Vol. 1080. P. 36–53. doi: 10.1007/978-3-030-33695-0_4; **база(u)**: SCOPUS, DBLP.

7. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Searching for Pareto-optimal solutions. *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019* / N. Shakhovska, M. Medykovskyy (eds.). 2020. Vol. 1080. P. 121–138. doi: 10.1007/978-3-030-33695-0_10; **база(u)**: SCOPUS, DBLP.

8. Коваленко И. И., Драган С. В., Швед А. В. Моделирование организационных структур методами графодинамики. *Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування*. 2011. №5 (440). С. 125–131; **база(u)**: Google Scholar, CrossRef.

9. Коваленко И. И., Давыденко Е. А., Швед А. В. Выбор решений на основе нечетких отношений. *Проблеми інформаційних технологій*. 2011. №02 (010). С. 29–32; **база(u)**: Google Scholar.

10. Коваленко И.И., Швед А. В., Кобылинский И. А. Информационные технологии графодинамического моделирования структур организационных систем. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2012. №1 (44). С. 59–64; **база(u)**: Google Scholar.

11. Коваленко И. И., Швед А. В., Пугаченко Е. С. Экспертное ранжирование иерархических организационных структур с использованием метода анализа иерархий и теории свидетельств. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2013. №1 (46). С. 67–71; **база(u)**: Google Scholar.

12. Коваленко И. И., Швед А. В. Некоторые НЕ-факторы и методы их моделирования. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2013. №1 (46). С. 23–27; **база(u)**: Google Scholar.

13. Коваленко И. И., Швед А. В. Информационная технология поддержки принятия решений с использованием методов вероятностного вывода. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2013. Вип. 217. Т. 229. С. 51–58; **база(u)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

14. Коваленко И. И., Швед А. В., Пугаченко Е. С. Анализ правил комбинирования групповых экспертных оценок в конфликтных ситуаціях.

Проблеми інформаційних технологій. 2014. №1 (15). С. 14–20; **база(и)**: Google Scholar.

15. Коваленко И. И., Швед А. В. Формализованный подход к выбору оценок типа „среднее” в анализе малых неоднородных выборок данных. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп’ютерні технології*. 2014. Вип. 238. Т. 250. С. 74–78; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

16. Коваленко И. И., Швед А. В., Мельник А. В., Пугаченко Е. С. Сравнительный анализ методов моделирования некоторых НЕ-факторов. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2015. № 1. С. 43–50; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.

17. Швед А. В. Анализ моделей экспертных свидетельств. *Проблеми інформаційних технологій*. 2016. №1 (19). С. 88–95; **база(и)**: Google Scholar.

18. Швед А. В. Алгоритм вибору правила комбінування експертних свідощтв. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп’ютерні технології*. 2016. Вип. 271. Т. 283. С. 19–25; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

19. Антипова К. О., Коваленко І. І., Швед А. В. Моделі невизначеності в групових експертних судженнях. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп’ютерні технології*. 2017. Вип. 295. Т. 307. С. 54–59; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

20. Коваленко И. И., Швед А. В. Анализ модификаций метода анализа иерархий на основе нечетких экспертных суждений. *Проблеми інформаційних технологій*. 2017. №01 (021). С. 42–51; **база(и)**: Google Scholar.

21. Коваленко И. И., Швед А. В. Класифікація експертних оцінок показників якості програмних продуктів на основі теорії грубих множин. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного*

університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології. 2018. Вип. 305. Т. 317. С. 12–17; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

22. Коваленко І. І., Швед А. В. Аналіз моделей експертних свідочств сформованих в умовах невизначеності методами теорії можливостей. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології.* 2018. Вип. 308. Т. 320. С. 3–9; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

23. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Choice of software development technologies based on pareto-optimal solutions. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University.* 2019. Vol. 95. No. 3. P. 24–32. doi: 10.33108/visnyk_tntu2019.03.116; **база(и)**: Google Scholar.

24. Коваленко І. І., Швед А. В. Дослідження динаміки рівня невизначеності в умовах різної структури експертних свідочств. *Геометричне моделювання та інформаційні технології.* 2017. № 1 (3). С. 56–63; **база(и)**: Google Scholar.

25. Antipova K. O., Davydenko Ye. O., Kovalenko I. I., Shved A. V. Modelling of group expert judgments under conditions of complex uncertainty. *East European Scientific Journal.* 2019. No 5 (45). P. 4–10; **база(и)**: Google Scholar.

26. Коваленко І. І., Швед А. В. Экспертные технологии поддержки принятия решений: Монография. Николаев: Илион, 2013. 216 с.; **база(и)**: Google Scholar.

27. Швед А. В. Моделювання та управління НЕ-факторами різної природи: Монографія. Миколаїв: Іліон, 2019. 204 с.

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

28. Fisun M., Shved A., Nezdoliy Y., Davydenko Y. The experience in application of information technologies for teaching of disabled students. In: *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications*

(IDAACS 2015). (Warsaw, Poland, 24–25 September. 2015). Warsaw, 2015. Vol. 2. P. 935–939. doi: 10.1109/IDAACS.2015.7341441; *базa(u)*: SCOPUS, DBLP.

29. Shved A., Davydenko Y. The analysis of uncertainty measures with various types of evidence. In: *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP 2016)*. (Lviv, Ukraine, 23–27 August. 2016). Lviv 2016. P. 61–64. doi: 10.1109/DSMP.2016.7583508; *базa(u)*: SCOPUS, Google Scholar.

30. Shved A. V. Probabilistic risk analysis of investment projects under uncertainty. In: *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS 2017)*. (Bucharest, Romania, 21–23 September. 2015). Bucharest, 2017. P. 179–182. doi: 10.1109/IDAACS.2017.8095072; *базa(u)*: SCOPUS, DBLP.

31. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Formation of consistent groups of expert evidences based on dissimilarity measures in evidence theory. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT 2019)*. (Lviv, Ukraine, 17–20 September. 2019). Lviv, 2019. P. 113–116. doi: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929858; *базa(u)*: Web of Science, SCOPUS, Google Scholar.

32. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A., Boiko A. Efficient funds allocation system based on fuzzy logic and smart contracts. In: *Proceedings of the International Workshop on Information Modeling. Data and Knowledge Engineering (IWIMDKE 2019)*. (Lviv, Ukraine, 18–19 September. 2019). Lviv, 2019. P. 214–217. doi: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929856; *базa(u)*: Web of Science, SCOPUS, Google Scholar.

33. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Modeling uncertain situations in decision-making with influence diagrams. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information-Communication Technologies & Embedded Systems (ICT&ES 2019)*. (Mykolaiv, Ukraine, 14–15 November. 2019). Mykolaiv, 2019. P. 106–115; *базa(u)*: SCOPUS.

34. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A., Antipova K. Methodology for the synthesis of information technologies for ignorance modeling: the key concepts. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information-Communication Technologies & Embedded Systems (ICT&ES 2019)*. (Mykolaiv, Ukraine, 14–15 November. 2019). Mykolaiv, 2019. P. 233–240; *база(u)*: SCOPUS.

35. Kovalenko I, Shved A., Antipova K., Davydenko Y. Structuring of a transaction database using the rough set theory. In: *Proceedings of the 3rd International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2020)*. (Zaporizhzhia, Ukraine, April 27-May 1. 2020). Zaporizhzhia, 2020. P. 278–287; *база(u)*: SCOPUS, DBLP.

36. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. The basic concepts of the normative theory of the synthesis of information technologies for decision support. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT 2020)*. (Zbarazh, Ukraine, 23–26 September. 2020). Zbarazh, 2020. P. 332–335. doi: 10.1109/CSIT49958.2020.9321882; *база(u)*: Web of Science, SCOPUS, Google Scholar.

37. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. A technique for structuring of group expert judgments formed under complex forms of ignorance. In: *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Information Technology and Interactions (IT&I-2020)*. (Kyiv, Ukraine, 2–3 December. 2020). Kyiv, 2020. P. 296–305; *база(u)*: SCOPUS, DBLP.

38. Швед А. В. Аналіз правил комбінування експертних свідочств сформованих в умовах невизначеності. *Могилянські читання–2014: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XVII Всеукр. наук.-метод. конф., 17–21 листопада 2014 р. м. Миколаїв, 2014. С. 55–56.

39. Швед А. В. Інформаційна технологія ранжування експертних оцінок із застосуванням теорії свідочств. *Ольвійський форум-2015: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали IX міжнар. наук.-практ. конф., 3–6 червня 2015 р. м. Миколаїв, 2015. Т. 2. С. 117–119.

40. Швед А. В. Дослідження впливу структури експертних свідочств на ступінь конфлікту між ними. *Могілянські читання–2015: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XVIII Всеукр. наук.-метод. конф., 12–20 лист. 2015 р. м. Миколаїв, 2015. С. 70–71.

41. Shved A. V. One approach to selection of the combination rules. In: *Proceedings of the 12th International conference on Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence (ISDMCI'2016)*. (Kherson, Ukraine, 24–28 May. 2016). Kherson, 2016. P. 162–164.

42. Швед А. В. Методика вибору правил комбінування. *Ольвійський форум-2016: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали X міжнар. наук.-практ. конф., 9–12 червня 2016 р. м. Миколаїв, 2016. Т. 5. С. 36–38.

43. Швед А. В. Алгоритм вибору правила комбінування експертних свідочств. *Могілянські читання: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XIX Всеукр. наук.-метод. конф., 14–18 лист. 2016 р. м. Миколаїв, 2016. С. 124–127.

44. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика агрегування індивідуальних ймовірнісних оцінок експертів при вирішенні задач ймовірнісного висновку на деревах ймовірностей. *Могілянські читання–2017: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XX Всеукр. наук.-метод. конф., 13–14 лист., 2017 р. м. Миколаїв, 2017. С. 84–85.

45. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика синтезу групового рішення в умовах специфічних форм невизначеності. *Ольвійський форум-2018: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XII міжнар. наук.-практ. конф., 7–10 червня 2018 р. м. Миколаїв, 2018. С. 36–38.

46. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика оцінювання експлуатаційного стану фортифікаційних споруд в умовах невизначеності та нечіткості. *Могілянські читання–2018: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні*:

глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XXI Всеукр. наук.-метод. конф., 12–17 лист. 2018 р. м. Миколаїв, 2018. С. 133–135.

47. Швед А. В., Давиденко Є. О. Оцінка експлуатаційного стану об'єктів військово-цивільного призначення в умовах невизначеності. *Інтернет-Освіта-Наука–2018 (ІОН-2018)*: матеріали XI міжнар. наук.-практ. конф., 22–25 травня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. С. 122–123.

48. Давиденко Є. О., Швед А. В. Система ефективного розподілу коштів на основі нечіткої логіки та smart-контрактів. *Інтернет-Освіта-Наука–2018 (ІОН-2018)*: матеріали XI міжнар. наук.-практ. конф., 22–25 травня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. С. 22–23.

49. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Архітектура та принципи побудови системи ситуаційного управління на основі метода прецедентів. *Контроль і управління в складних системах (КУСС-2018)*: матеріали XIV Міжнар. конф., 15–17 жовтня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/22687>.

50. Швед А. В., Бойко А. П., Давиденко Є. О. Технологія підтримки прийняття рішень в задачах вибору оптимальної стратегії у військовоцивільній сфері. *Контроль і управління в складних системах (КУСС-2018)*: матеріали XIV Міжнар. конф., 15–17 жовтня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/22751>.

51. Давиденко Є. О., Коваленко І. І., Швед А. В. Вибір методів групових рішень для агрегування індивідуальних експертних оцінок. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 26–28.

52. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О. Теорія можливостей та її застосування. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 35–37.

53. Швед А. В., Коваленко І. І., Давиденко Є. О. Нечітке моделювання часових рядів. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 39–41.

54. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Методика комплексного застосування методів сценарного прогнозування, представлених графовими моделями ієрархічної структури. *Могилянські читання–2019: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XXII Всеукр. наук.-метод. конф., 11–16 листоп. 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 129–132.

55. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Принципи побудови діаграм впливу. *Могилянські читання–2019: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XXII Всеукр. наук.-метод. конф., 11–16 листоп. 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 132–134.

56. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Структурування бази даних транзакцій з використанням грубих множин. *Ольвійський форум-2020: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIV міжнар. наук.-практ. конф., 4–7 червня 2020 р. м. Миколаїв, 2020. С. 50–53.

57. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В., Антіпова К. О. Класифікатори даних на основі інформаційної ентропії. *Могилянські читання–2020: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XXIII Всеукр. наук.-метод. конф., 16–20 лист. 2020 р. м. Миколаїв, 2020. С. 97–99.

58. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Structuring of group expert judgments formed under complex forms of ignorance. In: *Proceedings of the 7th International conference on Information Technology and Interactions (Satellite)*. (Kyiv, Ukraine, 4 December. 2020). Kyiv, 2020. P. 297–300.

59. Kovalenko I., Antipova K., Davydenko Y., Shved A. Comparative analysis of criteria convolution methods in decision-making. *Інформаційні технології і автоматизація – 2020*: матеріали XIII Міжнар. наук.-практ. конф., 22–23 жовтня 2020 р. м. Одеса, 2020. С. 57–59.

Праці, які додатково відображають наукові результати дисертації

60. Коваленко И. И., Швед А. В. Классификация многокритериальных альтернатив с использованием комплексных вербальных критериев. *Проблеми інформаційних технологій*. 2011. №01 (009). С. 42–46; **база(и)**: Google Scholar.

61. Коваленко И. И., Пономаренко Т. В., Швед А. В. Принятие решений по выбору типов судов для перевозки грузов на основе нечетких отношений. *Вісник Національного технічного університету ХПІ. Серія: Нові рішення в сучасних технологіях*. 2012. Вип. 68. С. 62–67; **база(и)**: Google Scholar, CrossRef.

62. Коваленко И. И., Швед А. В. Некоторые прикладные задачи теории грубых множеств. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2012. №1 (44). С. 7–14; **база(и)**: Google Scholar.

63. Коваленко И. И., Приходько С. Б., Пугаченко К. С., Швед А. В. Графодинамическое имитационное моделирование задач управления составом организационных систем. *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. 2013. Вип. 5 (88). С. 50–60; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.

64. Коваленко И. И., Швед А. В., Мельник А. В. Вероятностный анализ рискообразующих факторов в организационных задачах судоремонта. *Судостроение и морская инфраструктура*. 2014. №2 (2). С. 111–121; **база(и)**: Google Scholar.

65. Kovalenko I. I., Chernova L. S., Shved A. V. Quality simulation of risk contributing factors in high technology enterprises and productions. *Комунальне господарство міст. Серія: Технічні науки та архітектура*. 2016. Вип. 128. С. 83–88; **база(и)**: Google Scholar.

66. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Методика пошуку асоціативних правил. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2019. № 3. С. 50–55. doi: 10.24025/2306-4412.3.2019.176909; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.

67. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. (2020). Graph dynamical modeling of organizational systems structures. *Computer Science and Engineering*. 2020. No. 1 (1). P. 1–19. doi: 10.26693/cse2020.01.001; **база(и)**: Google Scholar.

68. Коваленко І. І., Швед А. В., Мандра А. В. Качественное моделирование факторов риска отказа судового двигателя. *Proceedings of Azerbaijan State Marine Academy (ASMA)*. 2017. № 2. С. 186–190; **база(и)**: Google Scholar.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	30
ВСТУП.....	32
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ НЕ-ФАКТОРІВ	45
1.1 Класифікація видів незнання	45
1.2 Таксономія невизначеності.....	55
1.3 Характеристика деяких інформаційних НЕ-факторів	60
1.4 Аналіз методів моделювання НЕ-факторів.....	65
1.5 Постановка проблеми та задач дослідження	78
Висновки до Розділу 1	80
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА КОНЦЕПЦІЇ ТА МЕТОДОЛОГІЇ СИНТЕЗУ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕ-ФАКТОРІВ РІЗНОЇ ПРИРОДИ	83
2.1 Основні концепти нормативної теорії синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень в умовах НЕ-факторів різної природи	83
2.2 Розробка математичних моделей процесу синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень.....	89
2.3 Методологія синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень.....	93
2.4 Процедура вибору математичного формалізму моделювання НЕ-факторів	102
Висновки до Розділу 2	114
РОЗДІЛ 3 СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕОДНОРІДНОСТІ ТА ЙМОВІРНІСНО-СТАТИСТИЧНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ.....	116
3.1 Постановка задачі структуризації групових експертних оцінок	116
3.2 Методи ідентифікації неоднорідності.....	119
3.3 Технологія аналізу експертних оцінок в умовах неоднорідності.....	136

3.4 Синтез інформаційної технології структуризації експертних оцінок в умовах неоднорідності	153
3.5 Технологія підтримки прийняття рішень з використанням методів ймовірнісного виведення	160
3.6 Інформаційна технологія аналізу експертних оцінок в умовах невизначеності з використанням методів ймовірнісного виведення	167
Висновки до Розділу 3	175
РОЗДІЛ 4 СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ	
ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ СКЛАДНИХ ФОРМ НЕЗНАННЯ	178
4.1 Методи ідентифікації невизначеності	178
4.2 Технологія структуризації групових експертних оцінок в умовах невизначеності та неузгодженості	189
4.3 Технологія структуризації групових експертних оцінок в умовах невизначеності різної природи	201
4.4 Технологія підтримки прийняття рішень в умовах складних форм незнання	205
4.5 Синтез інформаційної технології структуризації експертних оцінок в умовах складних форм незнання	217
Висновки до Розділу 4	228
РОЗДІЛ 5 СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ	
ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕТОЧНИХ ДАНИХ	
ТА ЕКСПЕРТНИХ ЗНАНЬ	232
5.1 Постановка задачі представлення і структуризації неточних даних та експертних знань	232
5.2 Методи ідентифікації неточності	235
5.3 Розробка математичних моделей синтезу групових рішень аналізу та структуризації даних існуючою системи знань	242
5.4 Синтез інформаційної технології структуризації неточних даних та експертних знань інформаційної системи	261

5.5 Синтез інформаційної технології структуризації неточних даних та експертних знань таблиці рішень	269
Висновки до Розділу 5	279
РОЗДІЛ 6 СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ	
РОЗВ'ЯЗКУ ПРИКЛАДНИХ ЗАДАЧ.....	282
6.1 Інформаційна технологія ранжування проектів реконструкції муніципальних систем теплопостачання в рамках заданої категорії технічного стану.....	282
6.2 Інформаційна технологія статистичної обробки результатів поліметричних вимірювань	398
6.3 Інформаційна технологія вибору оптимальної організаційної структури підприємства.....	308
6.4 Архітектура системи підтримки прийняття рішень	321
Висновки до Розділу 6	327
ВИСНОВКИ	331
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	335
Додаток А Аналіз моделей експертних свідочств	386
Додаток Б Проектні рішення автоматизованої системи підтримки прийняття рішень	410
Додаток В Акти впровадження результатів дослідження.....	443
Додаток Г Список праць здобувача за темою дисертації	451

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

АБМ	–	алгебраїчна байєсівська мережа
БД	–	база даних
БЗн	–	база знань
БМ	–	байєсівська мережа
ЕО	–	експертні оцінки
ЕП	–	експертні переваги
ЕС	–	експертні свідoctва
ІМПП	–	інтервальна матриця попарних порівнянь
ІС	–	інформаційна система
ІТ	–	інформаційна технологія
ІТ ППР	–	інформаційна технологія підтримки прийняття рішень
МАІ	–	метод аналізу ієрархій
МПП	–	матриць парних порівнянь
МСТ	–	муніципальні системи тепlopостачання
НМПП	–	нечітка матриця попарних порівнянь
ОПР	–	особа, що приймає рішення
ОС	–	організаційна структура
СЗн	–	системи знань
СППР	–	система підтримки прийняття рішень
ТГМ	–	теорія грубих множин
ТДС	–	теорія Дезера-Смарандаке
ТДШ	–	теорія Демпстера-Шейфера
ТМ	–	теорія можливостей
ТНЧ	–	трикутні нечіткі числа
ТР	–	таблиця рішень
ТС	–	технічний стан
УМПП	–	усічена матриця попарних порівнянь
ФЗн	–	фрагменти знань

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Функціонування та розвиток багатьох процесів, що протікають у складних соціальних, економічних, технічних, організаційних та ін. системах відбувається під впливом сукупності різного роду факторів зовнішнього та внутрішнього оточення (кліматичні, експлуатаційні, виробничі та ін.) більшість з яких мають випадковий характер, що, в свою чергу, зумовлює їх стохастичність. Зазначена обставина обумовлює появу ситуацій, що не мають однозначного результату (рішення), і в більшості випадків призводить до важко прогнозованих результатів, що в значній мірі ускладнює процеси підготовки та прийняття управлінських рішень в таких системах.

Вибір та прийняття оптимальних та ефективних рішень при вирішенні складних задач управління значно ускладнюється при наявності багатьох критеріїв (багатокритеріальність), альтернатив (багатоальтернативність), насамперед при вирішенні слабоструктурованих (змішаних) та неструктурованих проблем (задач), тобто таких задач, в яких переважають якісні (не або частково формалізовані), маловідомі, невизначені фактори, особливо при наявності тенденції до збільшення їх кількості.

Ситуація ускладнюється в умовах наявності різних видів незнання (НЕ-факторів), які нерозривно пов'язані з процесами формалізації та подання існуючої системи знань (СЗн), і здійснюють негативний вплив на процеси видобутку, аналізу, представлення й обробки даних і експертних знань. Аналіз ряду вітчизняних і зарубіжних публікацій присвячених питанням наукового дослідження незнання різної природи (до числа яких можна віднести роботи Zadeh L. A., Smets Ph., Bonissone P. P., Tong R. M., Bosc P., Prade H., Klir G. J., Yuan B., Yager R. Y., Smarandache F., Dezert J., Наріньяні О. С., Вагіна В. М., Рибіної Г. В., Душкіна Р. В., Борисова О. М., Валькмана Ю. Р.; теоретичну базу в області теорії вибору та прийняття рішень в умовах різних видів незнання складають труди Ларичева О. І., Литвака Б. Г., Міркіна Б. Г., Рапопорта А.,

Кіні Р., Райфа Х., Руа Б., Петрова Е. Г., Коваленка І. І., Шостака І. В., Гнатієнка Г. М., Снитюка В. Є., та інших) приводить до висновку, що тема їх формалізації на сучасному етапі далека від свого завершення.

Разом з тим, до теперішнього часу запропонована значна кількість методів моделювання (аналізу й обробки даних) різних видів незнання, що базуються на традиційних та нових математичних теоріях, які використовуються без належного аналізу природи аналізованих видів незнання, що призводить до їх необґрунтованого вибору при моделюванні відповідних предметних і проблемних областей знань.

При вирішенні таких задач людина не може на евристичному рівні гарантувати прийняття ефективного рішення з урахуванням суперечливих факторів, котрі впливають на досягнення поставленої мети, що стоїть перед вирішуваною проблемою (задачею).

В цих умовах виникає необхідність вирішення важливої науково-практичної проблеми спрямованої на створення та розвиток основ нормативної (від лат. слова *normatio* – встановлення норми, стандартів, правил, що впорядковують послідовність дій) теорії синтезу інформаційних технологій (ІТ), орієнтованих на інтелектуальне забезпечення процесів підготовки та прийняття рішень. Метою якої є розробка комплексу формалізованих математичних моделей та системи правил, які дозволяють організувати процеси, пов'язані з отриманням, обробкою, аналізом та узагальненням вихідної інформації (експертних знань, статистичних, аналітичних даних) про стан об'єкта, процесу чи явища, що досліджується, з метою підготовки інформації для прийняття обґрунтованих та ефективних рішень в умовах незнання різної природи.

В основу створення нормативної теорії покладено систематизоване узагальнення існуючих моделей та методів в області теорії прийняття рішень, що дозволяють виявити проблеми, пов'язані з вирішенням поставлених задач; формулювати цілі та критерії їх досягнення; генерувати допустимі альтернативні варіанти вирішення проблеми, оцінювати їх (встановлювати на

них відношення порядку та виділяти екстремальні) та обґрунтовувати отримані рішення.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Зміст роботи, мета і основні задачі відповідають державним науково–технічним програмам, що сформульовані в Законах України «Про наукову і науково–технічну діяльність» та «Про національну програму інформатизації», постанові Кабінету Міністрів України «Про затвердження переліку пріоритетних тематичних напрямів наукових досліджень і науково-технічних розробок».

Дисертаційна робота виконана на кафедрі інженерії програмного забезпечення Чорноморського національного університету ім. Петра Могили Міністерства освіти і науки України в рамках держбюджетних науково–дослідних робіт: «Розробка системи підтримки прийняття рішень при експертному оцінюванні якості програмних продуктів в умовах невизначеності та ризиків» (№0112U001101; 2011–2013 рр.) – відповідальний виконавець; «Розробка інформаційно-комунікаційних технологій підтримки прийняття стратегічних рішень військово-цивільного призначення в умовах багатокритеріальності та невизначеності» (№0117U007144; 2017–2020 рр.) – керівник; «Розроблення найсучаснішого інтерактивного навчально-тренажерного та аналітично-консультативного комплексу військово-цивільного призначення» (№0118U000193; 2018–2019 рр.) – виконавець; «Розробка інформаційно-аналітичної системи військово-цивільного застосування як чинника захисту інформації в умовах багатокритеріальності, невизначеності та ризику» (№0120U101222; 2020–2022 рр.) – відповідальний виконавець; «Науково-практичне обґрунтування та визначення стенобіонтного підходу щодо забезпечення національної екологічної безпеки водних екосистем України» (№0120U101959; 2020–2022 рр.) – виконавець; «Розробка новітніх інформаційно-комунікаційних технологій управління інтелектуальними ресурсами для підтримки процесів прийняття рішень органами оперативного управління» (№0121U107831; 2021–2023 рр.) – керівник. Частина досліджень виконано в рамках договору про науково–технічне співробітництво між

Національним університетом кораблебудування імені адм. Макарова та державним підприємством (ДП) «ЗОРЯ»-«МАШПРОЕКТ» (договір № 2002 від 17.03.2015 р.), та договору про науково-технічне співробітництво між Чорноморським національним університетом ім. Петра Могили та ДП «Експериментальне виробництво Інституту Імпульсних процесів і технологій НАН України» (договір № 4/02 від 15.02.2020 р.).

В рамках зазначених робіт, здобувачем сформульовані загальні принципи нормативної теорії синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів різної природи, на основі яких розроблено ІТ моделювання невизначеності, неоднорідності, неточності, та ІТ моделювання комплексних видів незнання; розроблено комплекс математичних моделей та алгоритмів інтелектуального аналізу та структуризації даних та експертних знань, сформованих в умовах НЕ-факторів різної природи; запропоновано комплекс методик вирішення ряду практичних задач в умовах НЕ-факторів різної природи, багатокритеріальності; розроблені програмні модулі автоматизованої системи підтримки експертиз.

Мета і задачі дослідження. Мета дисертаційної роботи полягає у вдосконаленні теоретичних та методологічних основ розроблення ІТ за рахунок синтезу математичних моделей управління незнанням (НЕ-факторами) різної природи на основі системного застосування методів моделювання різних видів НЕ-факторів, створення концепції нормативної теорії та методології синтезу ІТ інтелектуальної підтримки процесів підготовки та вибору оптимального рішення при плануванні та реалізації проектів різного призначення.

Для досягнення поставленої мети дисертаційного дослідження необхідно вирішити наступні задачі:

1. Провести комплексне дослідження основних видів НЕ-факторів у вигляді неповноти, неточності, невизначеності, нечіткості, неоднорідності, та їх можливих комбінацій; виконати їх аналіз, систематизацію та формалізацію. Провести аналіз методів їх моделювання з використанням математичного апарату сучасних теорій.

2. Визначити методи та критерії ідентифікації (оцінки кількісних та якісних показників) розглянутих видів НЕ-факторів.

3. Розробити систему вирішуючих правил обґрунтованого вибору математичного апарату здатного досліджувати та моделювати аналізовані форми та види незнання (НЕ-фактори) з урахуванням специфіки вихідних даних та типу розв'язуваної задачі при моделюванні відповідних предметних та проблемних галузей знань.

4. Запропонувати математичні моделі та методи структуризації та управління експертними знаннями, які формуються та оброблюються в умовах різних форм незнання, та їх можливих комбінацій.

5. Розробити математичні моделі синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах наявності складних форм незнання (у тому числі їх комбінації), багатокритеріальності, багатоальтернативності.

6. Обґрунтувати концепцію, розробити методологію та математичні моделі нормативної теорії синтезу ІТ моделювання різних видів НЕ-факторів, орієнтованих на інтелектуальну підтримку процесів прийняття рішень.

7. Розробити ІТ моделювання виявлених НЕ-факторів, які можуть виникати в процесі отримання та обробки множини вихідних даних та експертних знань: ІТ моделювання невизначеності з використанням апарату ймовірнісного виведення; ІТ моделювання неточності з використанням апарату теорії грубих множин; ІТ моделювання неоднорідності з використанням апарату математичної статистики; ІТ моделювання комбінованих форм НЕ-факторів з використанням апарату теорії свідочств та теорії правдоподібних та парадоксальних міркувань.

8. Запропонувати функціональну структуру та розробити програмні засоби для реалізації оригінальної архітектури автоматизованої системи підтримки проведення експертиз на основі запропонованих ІТ.

9. Провести апробацію практичного застосування запропонованих ІТ підтримки прийняття рішень (ППР) при плануванні та реалізації проектів в різних сферах людської діяльності.

Об'єктом дослідження є процеси синтезу математичних моделей управління НЕ-факторами різної природи, таких як неповнота, неоднорідність, невизначеність, нечіткість, неточність та їх комбінації.

Предметом дослідження є моделі, методи та ІТ підтримки прийняття рішень, що формуються в умовах специфічних видів НЕ-факторів, багатокритеріальності та багатоальтернативності.

Методи дослідження. В процесі досліджень використана методологія системного аналізу, теорія прийняття рішень, теорія множин, теорія графів, байєсівська теорія формування ймовірного виведення, теорія ймовірності та математичної статистики, теорія свідочств (теорія Демпстера-Шейфера, ТДШ), теорія правдоподібних та парадоксальних міркувань (теорія Дезера-Смарандаке, ТДС), теорія нечітких множин та нечітких відношень, теорія грубих множин (ТГМ), робастні процедури статистичного оцінювання.

Методи математичної та робастної статистики застосовані в роботі при моделюванні неоднорідності; методи теорії ймовірності застосовані при моделюванні невизначеності; методи ТГМ застосовані при моделюванні неточності; методи ТДШ і ТДС використані в роботі при моделюванні складних форм незнання, зумовлених одночасною присутністю двох та більше видів незнання, зокрема невизначеності та конфлікту, невизначеності та неспецифічності та ін.; методи теорії нечітких множин та нечітких відношень застосовані при моделюванні нечіткості; методи прийняття рішень застосовані при вирішенні задач вибору кращої альтернативи, ранжування за значимістю в умовах багатоальтернативності та багатокритеріальності.

Для програмної реалізації розроблених моделей, методів та ІТ у складі автоматизованої системи підтримки прийняття рішень (СППР) використано методи та інструментальні засоби проєктування та розробки програмного та інформаційного забезпечення, теорія реляційних баз даних, методологія об'єктно-орієнтованого програмування.

Наукова новизна отриманих результатів:

вперше:

- сформульовані основні концепти та положення нормативної теорії синтезу ІТ як комплексу формалізованих математичних моделей і системи правил синтезу ІТ інваріантних до типу розв'язуваної задачі і способу виявлення та подання вихідної інформації, що дозволяє організувати процеси, пов'язані з отриманням, обробкою, аналізом та узагальненням вихідної інформації (даних та експертних знань), які протікають під впливом незнання (НЕ-факторів) різної природи;
- запропонована процедура вибору математичного апарату, що дозволяє коректно оперувати вихідною сукупністю даних, сформованих або аналізованих під впливом різних видів незнання при розв'язанні поставленої задачі з метою побудови адекватних та ефективних моделей та висновків;
- сформульовано систему критеріїв ідентифікації різних видів незнання (невизначеності, неоднорідності, неточності), що впливають на процеси, пов'язані із видобуванням та аналізом експертних знань та даних, з метою їх формалізації та обґрунтованого вибору математичного апарату їх моделювання з урахуванням специфіки вихідних даних та типу розв'язуваної задачі;
- запропоновано метод агрегування групових експертних свідочств (ЕС), який дозволяє синтезувати групове рішення з урахуванням різних форм представлення суджень експертів (інтервальні, нечіткі, точкові). Відсутність обмеження на форму подання експертних переваг дає можливість експерту максимально точно висловлювати свої переваги відносно аналізованого об'єкта, не обмежуючи жорсткою формою подання оцінок, що сприяє підвищенню якості, надійності та достовірності експертної інформації;
- запропоновано метод вибору правила комбінування ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера, що забезпечує отримання комбінованої маси ймовірності з найменшим досяжним рівнем невизначеності, враховуючи структуру ЕС та порядок їх комбінування. Запропоновано обирати для кожної пари ЕС правило,

що мінімізує значення міри суперечливості і максимізує значення міри специфічності результату комбінування;

– запропоновано метод кластеризації групових ЕС, що формуються в умовах невизначеності та неоднорідності (неузгодженості, конфлікту) в рамках моделі Шейфера, з метою виділення підгруп, всередині яких оцінки експертів є узгодженими (однорідними). На відміну від існуючих методів кластеризації, запропонований підхід дозволяє обробляти ЕС різної структури: узгоджені, еквівалентні, довільні та ін.; враховувати можливі способи їх взаємодії (об'єднання, перетин);

удосконалено:

– теоретичні та методологічні основи синтезу ІТ шляхом визначення основних положень методології синтезу ІТ, орієнтованих на інтелектуальне забезпечення процесів прийняття рішень, в основу якої покладено системний багатоаспектний підхід до ідентифікації різних видів незнання, які впливають на процеси видобування і аналізу вихідної інформації, що створює умови для коректного вибору і застосування методів аналізу і структуризації вихідної інформації, та дозволяє отримувати ефективні результати при моделюванні відповідних предметних і проблемних галузей знань;

– метод побудови дерев ймовірності, шляхом визначення апріорних оцінок ймовірності реалізації подій на основі результатів групової експертизи. Запропонована процедура синтезу агрегованих ЕО ймовірності реалізації випадкових подій дозволяє обробляти ЕС, що отримані в умовах складних форм незнання (наприклад, невизначеності та неузгодженості; невизначеності та неточності, та ін.), а також конфліктуючі (суперечливі) ЕС;

– метод некрітеріального вибору Парето-оптимального рішення з використанням методів ТДШ, що спрощує процедуру вибору рішень на множині Парето за рахунок ранжування рішень, що включені до множини Парето;

– метод міркувань за прецедентами на основі математичного апарату ТГМ за рахунок введення специфічних видів апроксимацій з метою класифікації прецедентів та їх подальшого пошуку в базі прецедентів (БПр).

Запропонований підхід дозволяє скоротити час при вирішенні задач пошуку, порівняння та класифікації прецедентів на 8-10% та обробляти неточну, неповну, суперечливу інформацію про прецеденти;

дістали подальшого розвитку:

– прикладні основи синтезу ІТ на основі розробленої методології, шляхом синтезу комплексу ІТ інтелектуальної ППР в умовах неоднорідності, невизначеності, неточності та складних форм незнання;

– моделі та методи синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах складних форм незнання (у тому числі їх комбінації) при розв'язанні задач, пов'язаних з необхідністю урахування багатоальтернативності та багатокритеріальності.

Практичне значення отриманих результатів полягає у розробленні методик, алгоритмів та ІТ вирішення задач статистичного та інтелектуального (класифікація, кластеризація, ранжування, агрегування) аналізу даних з метою підготовки інформації для прийняття обґрунтованих та ефективних рішень в умовах багатокритеріальності, багатоальтернативності та незнання (НЕ-факторів) різної природи, та їх реалізації у складі автоматизованої СППР.

За результатами проведеного дисертаційного дослідження отримані принципово нові методики аналізу експертних знань та обробки великих масивів неупорядкованих даних на основі запропонованих ІТ інтелектуальної підтримки прийняття рішень, на прикладі рішення задач вибору та класифікації проектів реконструкції муніципальних систем теплопостачання; статистичної обробки результатів поліметричних вимірювань; аналізу організаційної структури підприємства. Що підтверджено відповідними актами впровадження.

Розроблені проектні рішення та програмні модулі реалізації оригінальної архітектури автоматизованої системи підтримки процесу синтезу та прийняття ефективних рішень, на основі запропонованих концепцій та ідей методології синтезу ІТ інтелектуальної ППР в умовах НЕ-факторів різної природи.

Теоретичні та практичні результати дисертаційної роботи використано і впроваджено. Розроблені моделі, методи, алгоритми,

інструментальні засоби та ІТ використані в виробничій діяльності ряду підприємств:

– комунальному підприємстві (КП) «Теплопостачання та водо-каналізаційне господарство», м. Южноукраїнськ – вирішення задачі вибору та класифікації проектів реконструкції муніципальних систем теплопостачання (акт впровадження № 38/1 від 16.08.2019);

– ДП «ЗОРЯ»-«МАШПРОЕКТ», м. Миколаїв – вирішення задачі аналізу організаційної структури підприємства (акт впровадження № 17/21 від 02.04.2018);

– ДП «Експериментальне виробництво Інституту Імпульсних процесів і технологій НАН України», м. Миколаїв – вирішення задачі вибору варіантів технологій різання та зварювання при проектуванні та побудові корпусних конструкцій, деталей машин та приладів (акт впровадження №22 від 03.06.2020);

– ДП «Баштанське лісове господарство», м. Баштанка – вирішення задачі аналізу статистичної інформації щодо розподілення пожеж на території лісового господарства, виділення областей, які потребують першочергового проведення протипожежних заходів (акт впровадження №42 від 28.09.2020);

– товаристві з обмеженою відповідальністю (ТОВ) «АМІКО-Комплект», м. Миколаїв – вирішення задачі статистичної обробки результатів поліметричних вимірювань (акт впровадження від 29.10.2019);

– ТОВ «Миколаївбудресурси», м. Миколаїв – вирішення задачі вибору технології обробки металу та поверхонь металевих конструкцій (акт впровадження №02/29 від 29.10.2020).

Результати дисертаційних досліджень увійшли до складу 4 навчальних посібників («Представление знаний на основе теории грубых множеств» (протокол № 6 від 23.01.2013 р.), «Методы качественного анализа в задачах судостроения, судоремонта и судоходства» (протокол № 10 від 28.05.2014 р.), «Моделі подання та виведення знань у системах ситуаційного управління» (протокол № 2 від 11.10.2018 р.), «Прикладні задачі системного аналізу» (протокол № 9 від 28.05.2020 р.) та використовуються у навчальному процесі Чорноморського національного університету імені Петра Могили (акт

впровадження від 15.01.2021) при викладанні курсів дисциплін: «Менеджмент ІТ-проектів», «Моделі і методи сценарного аналізу», «Емпіричні методи програмної інженерії», «Ситуаційне моделювання та управління», «Інтелектуальний аналіз даних»; підготовки бакалаврантів та магістрантів за спеціальностями: 121 «Інженерія програмного забезпечення», 122 «Комп'ютерні науки», 124 «Системний аналіз».

Особистий внесок здобувача. Всі положення та наукові результати, що виносяться на захист, розроблені самостійно та належать авторові. У працях, написаних у співавторстві, особистий внесок становить: виконано аналіз та систематизацію НЕ-факторів, що впливають на процеси видобування та аналізу ЕО [12]; досліджено методи моделювання НЕ-факторів на основі сучасних теорій, визначено критерії їх застосування [16, 20, 33, 51, 52, 53, 55, 59]; запропоновано концепцію нормативної теорії синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів [36]; розроблені теоретико-методологічні основи синтезу ІТ ППР в умовах незнання різної природи [34]; розроблено комплекс математичних моделей синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах багатоальтернативності, багатокритеріальності та складних форм незнання на основі методів ТДШ та ТДС [1, 19, 26, 38, 58, 60]; досліджені принципи обробки неточних, невпорядкованих даних та експертних знань, та запропоновані математичні моделі їх структуризації методами ТГМ [35, 56, 62]; розроблено математичні моделі синтезу групових рішень в умовах неточності та багатокритеріальності [9]; запропоновано математичні моделі синтезу групових ЕО ймовірності реалізації випадкових подій при вирішенні задач ймовірнісного виведення на деревах ймовірностей в умовах невизначеності, неповноти, неузгодженості [44]; запропоновані математичні моделі обробки малих неоднорідних сукупностей даних та знаходження їх узагальнених оцінок на основі робастних процедур статистичного оцінювання [15]; розроблено метод агрегування групових ЕС, що забезпечує синтез групового рішення враховуючи різну форму подання експертних переваг (інтервальні, нечіткі, точкові ЕО) [2, 45]; розроблено модифікацію методу міркувань за прецедентами на основі математичного апарату ТГМ [3]; запропоновано модифікацію методу звуження множини Парето [7, 23]; запропоновано метод кластеризації групових

ЕС, що формуються в умовах невизначеності та неузгодженості (конфлікту) в рамках моделі Шейфера з метою виділення підгруп експертів, що містять однорідні, узгоджені оцінки [6, 31]; запропоновано метод вибору оптимального правила комбінування ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера [14]; досліджено моделі структур ЕС, сформовані в умовах складних форм невизначеності та наявності конфлікуючих (суперечливих) оцінок [25]; проаналізовано тенденції зміни рівня конфлікту, міри протиріччя та якості ЕС по відношенню до структури і кардинальності фокальних елементів всередині групи свідочів [22, 24, 29]; запропоновано методику комплексного застосування методів сценарного прогнозування, представлених графовими моделями ієрархічної структури [4, 13]; запропоновано структуру ІТ аналізу групових ЕО, що формуються в умовах складних (комбінованих) форм незнання, багатоальтернативності та багатокритеріальності [37]; запропоновано концепцію інтегрованої ІТ системного застосування методів ймовірнісного виведення [13]; сформульовано вимоги, принципи побудови та запропоновано структуру СППР при реалізації ряду практичних задач на основі запропонованих ІТ [32, 48, 49, 50]; запропоновано методику синтезу групових рішень оцінки технічного стану об'єктів цивільного, промислового та військово-технічного призначення, та визначення таких об'єктів, які першочергово потребують ремонтно-будівельних робіт в умовах складних форм невизначеності та багатоальтернативності [46, 47]; досліджені питання побудови структури організаційної системи підприємства методами графодинаміки [63, 65, 67]; запропоновано концепцію ІТ імітаційного моделювання оптимальних організаційних ієрархічних структур підприємства [8, 10, 11]; запропоновано комплекс процедур, математичних моделей та методик вирішення ряду практичних задач в умовах невизначеності, нечіткості, неточності та конфлікту [21, 57, 61, 64, 66, 68].

Апробація результатів дисертації. Матеріали дисертаційної роботи було представлено і обговорено на Міжнародних та Всеукраїнських наукових, науково-технічних та науково-практичних конференціях:

- 11th IEEE International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP 2016), Lviv, Ukraine;
- 9th IEEE International Conference «Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications» (IDAACS 2017), Bucharest, Romania;
- 10th IEEE International Conference «Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications» (IDAACS 2019), Metz, France;
- 14th IEEE International conference «Computer sciences and Information technologies» (CSIT 2019), Lviv, Ukraine;
- 1st IEEE International Workshop «Information-Communication Technologies & Embedded Systems» (ICT&ES 2019), Mykolaiv, Ukraine;
- IEEE International workshop «Information Modeling. Data and Knowledge Engineering» (IWIMDKE 2019), Lviv, Ukraine;
- 3rd IEEE International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems» (CMIS 2020), Zaporizhzhia, Ukraine;
- 15th IEEE International conference «Computer sciences and Information technologies» (CSIT 2020), Zbarazh, Ukraine;
- 7th IEEE International conference «Information technology and interactions» (IT&I-2020), Kyiv, Ukraine;
- Міжнар. наук.-практ. конф. «Ольвійський форум»: Стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі» 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020 рр., м. Миколаїв, Україна;
- Всеукр. наук.-метод. конф. «Могилянські читання»: Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти», 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020 рр., м. Миколаїв, Україна;
- Міжнар. наук.-практ. конф. «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту» (ISDMCI'2016), м. Херсон, Україна;

- XI Міжнар. наук.-практ. конф. «Інтернет-Освіта-Наука» (ІОН-2018), м. Вінниця, Україна;
- XIV Міжнар. конференція «Контроль і управління в складних системах» (КУСС-2018), м. Вінниця, Україна;
- XIII Міжнар. наук.-практ. конф. «Інформаційні технології і автоматизація - 2020», м. Одеса, Україна.

Основні положення та результати дисертаційного дослідження доповідались і обговорювались на засіданнях наукових семінарів кафедри інженерії програмного забезпечення, кафедри інтелектуальних інформаційних систем, кафедри програмної інженерії та кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій Чорноморського національного університету імені Петра Могили.

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи опубліковано в 68 наукових працях: 28 статей у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України (з них 5 статей, опублікованих у трьох різних періодичних виданнях, включених до категорії «А»); 4 статті у наукових періодичних виданнях інших держав (з них 2 статті, опубліковані у періодичних виданнях, включених до наукометричної бази даних (БД) Scopus); 2 монографії (з них 1 одноосібна); 32 матеріали Міжнар. та Всеукр. наук., наук.-техн. та наук.-практ. конференцій (з них 10 матеріалів конференцій, що входять до наукометричної БД Scopus); 2 статті в інших журналах.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається з анотації, вступу, шести розділів, висновків і переліку джерел посилання з 483 найменувань, чотирьох додатків. Загальний обсяг роботи складає 461 сторінку друкованого тексту, у тому числі 282 сторінки основного тексту. Дисертація містить 59 таблиць, 79 рисунків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ НЕ-ФАКТОРІВ

1.1 Класифікація видів незнання

Важливою проблемою системного аналізу є розкриття невизначеностей, що обумовлено різноманіттям цілей, властивостей і особливостей досліджуваних об'єктів і процесів. Аналіз і управління різними видами незнання має першорядне значення, оскільки процеси створення інтелектуальних технологій завжди протікають в умовах суперечливості, неповноти, неточності, невизначеності вихідних даних, відношень між ними, операцій їх обробки (алгоритмів, процесів рішення та ін.).

В даний час існує значна кількість різноманітних визначень терміну «незнання». Однак всі вони в тій чи іншій мірі вказують на те, що незнання пов'язане з недостатньою кількістю (відсутністю) знань або інформації щодо досліджуваного об'єкта або явища. Наведемо деякі з них.

Незнання означає відсутність інформації про достовірність інформації [370]. Незнання являє собою невизначеність, яка не може бути визначена (оцінена) кількісно [446]. Незнання виникає в ситуації, коли деякі потенційні стани світу не можуть бути ідентифіковані [339]. Часткове незнання описує ситуації, коли «суб'єкт знає, що йому невідомо», а повне незнання описує ситуації, коли «суб'єкт не знає, що йому невідомо» [435].

В [427] незнання трактується як відсутність або спотворення «істинного» знання. Автор роботи [428] пропонує наступне твердження для опису незнання: «суб'єкт A необізнаний (перебуває в незнанні) з точки зору суб'єкта B , якщо суб'єкт A не може погодитися або продемонструвати розуміння ідей, які суб'єкт B визнає як обґрунтовані або потенційно обґрунтовані». Автори [427, 445] відзначають, що незнання має багат шарову структуру. В роботі [427] виділені наступні види (рівні) незнання, рис. 1.1.

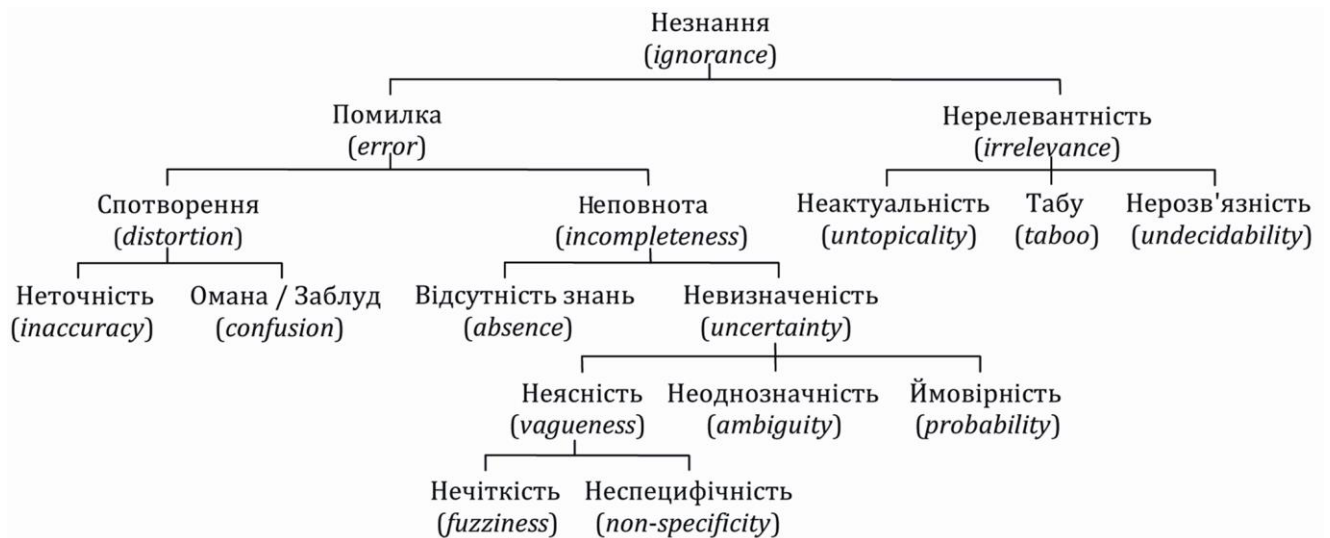


Рисунок 1.1 – Топологія незнання відповідно до [427]

В [428] виділяють два основні види незнання. Перший з яких отримав термін «помилка» (*error*), і визначає спотворене або неповне знання. Інший вид, який позначається терміном «нерелевантність» (*irrelevance*), відображає ігнорування або навмисну (умисну) неухважність. Ці два види незнання демонструють різні стратегії того, як суб'єкт обходиться (аналізує) з аномаліями, а саме: їх включення (додавання, прийняття) і виключення (ігнорування). Перший дозволяє додавати в структуру реальності суб'єкта аномальний (нетиповий) матеріал, досить часто шляхом усвідомлення свого незнання відносно аналізованого об'єкта або явища. Другий полягає в тому, що всі наявні аномалії вважаються несуттєвими і виключаються із реальності.

Як зазначено вище, помилка може виникати через спотворення (*distortion*) і/або неповноту (*incompleteness*) знань. Неповнота, в свою чергу, обумовлена невизначеністю (*uncertainty*) і/або відсутністю (*absence*) знань. Відсутність знань стимулює до отримання додаткових (нових) знань. У той час як причинними невизначеності можуть бути неясність (*vagueness*), ймовірність (*probability*) і неоднозначність (*ambiguity*) інформації / знань / даних. Неясність породжується нечіткістю (*fuzziness*) і/або не специфічністю (*non-specificity*) знань / даних. Прикладом неясності є твердження виду: «суб'єкт *A* живе недалеко від міста *B*», при цьому немає ніяких вказівок наскільки далеко: 5 хв., 1 год., 3 год. в дорозі; або

твердження виду: «рейс №111 буде затриманий», затриманий на скільки: на 1 год., або на 1 день.

Нечіткість відноситься до ледь помітних і розмитих границь, наприклад, художник може розрізнати теплий синій і холодний синій кольори; або твердженням виду: «сьогодні дуже жарко» також є нечітким. Не специфічність відображає ставлення «один до багатьох» між параметром і його можливими значеннями, і породжується неповнотою (недостатністю) інформації, наприклад, твердження виду: «ймовірність дощу становить 50 / 50». Ймовірність оперує з шансами реалізації випадкових подій, наприклад, твердження виду: «з ймовірністю 60% завтра буде дощ». Неоднозначність відображає неясність, двозначність знань. Наприклад, твердження виду: «його борг», «зелений лист», «молодий дослідник» відображають неясність формулювання: борг по відношенню до кредитора, або обов'язок; лист – це аркуш паперу, матеріалу або рослини; «молодий» відноситься до віку або досвіду. Сенс неоднозначних знань залежить від контексту, і відображає не загальноприйняте значення, а передбачуване. При цьому контекст багато в чому може залежати від спостерігача (суб'єкта).

Джерелами спотворення інформації є неточність (*inaccuracy*) і / або омана / заблуд (*confusion*), як хибне сприйняття наявної інформація. Заблуд характеризується заміною одного факту (істинного) іншим (хибним), наприклад, твердження виду: «потяг прибуває о 18.20», в той час як за розкладом він повинен прибути о 18.30. Неточність відноситься до недостатньо визначених або нечітко окреслених класів об'єктів, і є наслідком помилкових даних або неправдивих припущень, наприклад, припущення, що всі яблука зелені, є прикладом неточності.

Другим основним видом незнання є нерелевантність (*irrelevance*) – цей вид незнання пов'язаний із питаннями, які свідомо чи несвідомо не беруться до уваги. В [427, 428] виділяються три види нерелевантності: неактуальність (*untopicality*), табу (*taboo*) і нерозв'язність (*undecidability*). Нерозв'язність виникає, коли факт не може бути позначений як істинний або хибний, або коли

ця інформація вже не має значення. Табу передбачає сувору заборону на розголошення / отримання інформації. Неактуальність характеризує не важливу (не істотну) для теперішнього часу інформацію.

Сметс [425] виділяє два основні види незнання (*ignorance*): невизначеність (*uncertainty*) і неточність (*imprecision*), рис. 1.2. Невизначеність він характеризує як епістемічне явище викликане браком (неповнотою) інформації [197, 322, 428].

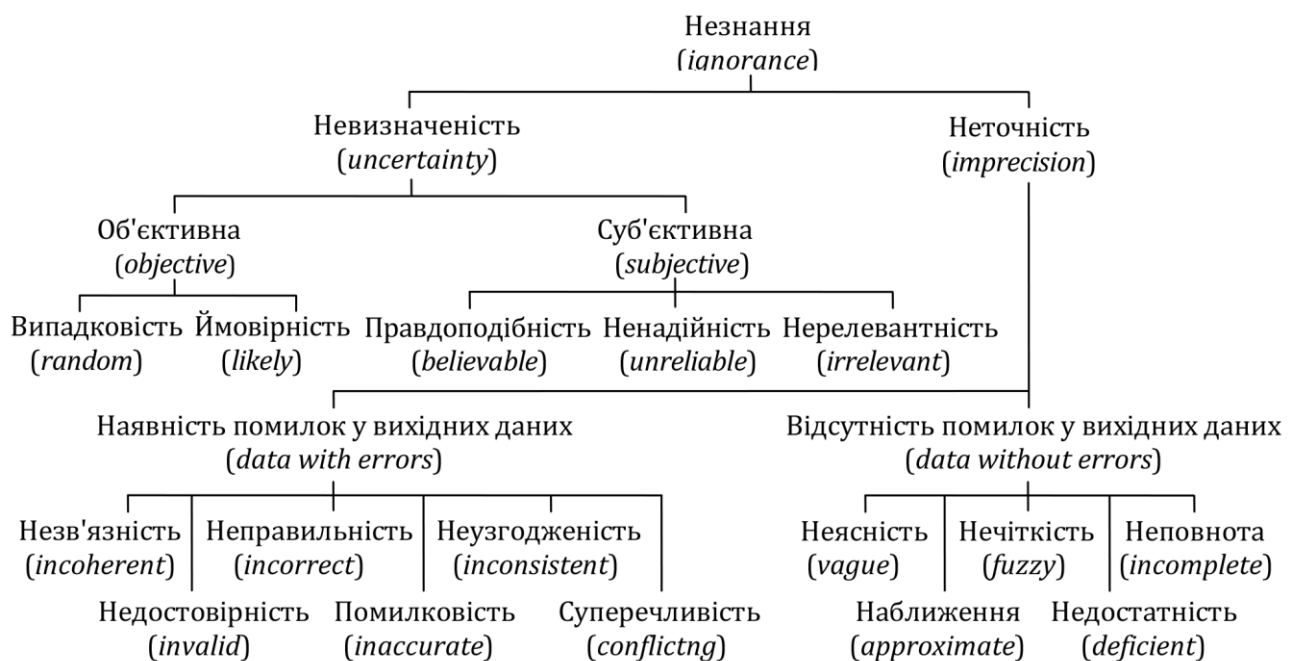


Рисунок 1.2 – Топологія незнання відповідно до [425]

Сметс виділяє суб'єктивну (*subjective uncertainty*) і об'єктивну невизначеність (*objective uncertainty*). Відповідно до [425] невизначеність може бути або об'єктивною властивістю інформації, або суб'єктивною властивістю спостерігача (суб'єкта). Суб'єктивні властивості невизначеності пов'язані з думкою суб'єкта про точну природу об'єкта виходячи із доступної для нього інформації. Суб'єктивна невизначеність характеризує правдоподібні (*believable*), але не цілком достовірні дані, ненадійні (*unreliable*) дані або нерелевантні (*irrelevant*) дані, тобто такі, які не мають відношення до справи, і являють собою зайву інформацію для спостерігача (суб'єкта). Наприклад, фотографія містить ненадійну інформацію для впізнання злочинця, оскільки вигляд людини може

бути змінений навмисно, на відміну від відбитків пальців. Об'єктивна невизначеність може породжуватися або випадковими подіями (*random*), які можуть бути змінені, або ймовірними подіями (*likely*), які можуть бути реалізовані.

Поняття неточності (*imprecision*) залежить від контексту, так як безпосередньо пов'язано із рівнем деталізації необхідним для вирішення конкретної проблеми. Наприклад, твердження виду: «подія відбулась 2 години тому» є точним, якщо мова йде про період часу, і неточним, якщо необхідно дізнатися в котрій годині відбулась подія.

Сметс характеризує неточність наявністю або відсутністю помилок в наборі вихідних даних, виділяючи дві категорії: дані з помилками (*data with errors*), дані без помилок (*data without errors*). Причиною неточної інформації, яка не містить помилок, може бути присутність наближених (*approximate*) даних, наприклад, твердження виду: «подія відбулась в 70-х роках минулого століття», буде досить наближеним, якщо мова йде про 1977 рік; неясних, розпливчастих (*vague*) даних, наприклад, твердження виду: «подія відбулась близько 5 год. вечора», буде правдивим і для часу 4:45, і для 5:20; нечітких (*fuzzy*), наприклад, твердження виду: «подія відбудеться не пізніше 5 год. вечора»; недостатніх / дефіцитних (*deficient*) і / або неповних (*incomplete*) даних, наприклад, при заповненні форми замовлення, за умови, що не всі поля заповнені (приклад неповних даних), дані можуть бути оброблені; якщо суб'єкт не вказав усі обов'язкові для заповнення поля (приклад недостатніх / дефіцитних даних для здійснення замовлення), запит не буде оброблено.

Причиною неточної інформації посиленої наявністю будь-яких помилок можуть бути: незв'язні (*incoherent*) дані, наприклад, твердження виду: «з трьох присутніх 1 дівчина і 1 брюнет»; несумісні / неузгоджені (*inconsistent*) дані, наприклад, якщо в анкеті замовлення зазначено дві адреси доставки товару, незрозуміло яку з них використовувати, або отримано кілька суперечливих тверджень, наприклад: «Каті 18 років» і «Каті за 20 років»; недостовірні (*invalid*) дані, наприклад, якщо суб'єкт приховує наявність нерухомості, вказуючи в

декларації, що її у нього немає; неправильні, невірні (*incorrect*) дані, наприклад, якщо при заповненні анкети в поле «вік» було введено 25, замість 16; неточні, помилкові (*inaccurate*) дані, наприклад, якщо при заповненні анкети в поле «вік» було введено 25, в той час як суб'єкту 26; суперечливі (*conflicting*) дані, наприклад, твердження виду: «суб'єкт *A* стверджує, що яблуко зелене, а суб'єкт *B* – що яблуко червоне».

В [197] виділяють три основні типи незнання: невизначеність (*uncertainty*), неповнота (*incompleteness*) і неточність (*imprecision*), рис. 1.3.

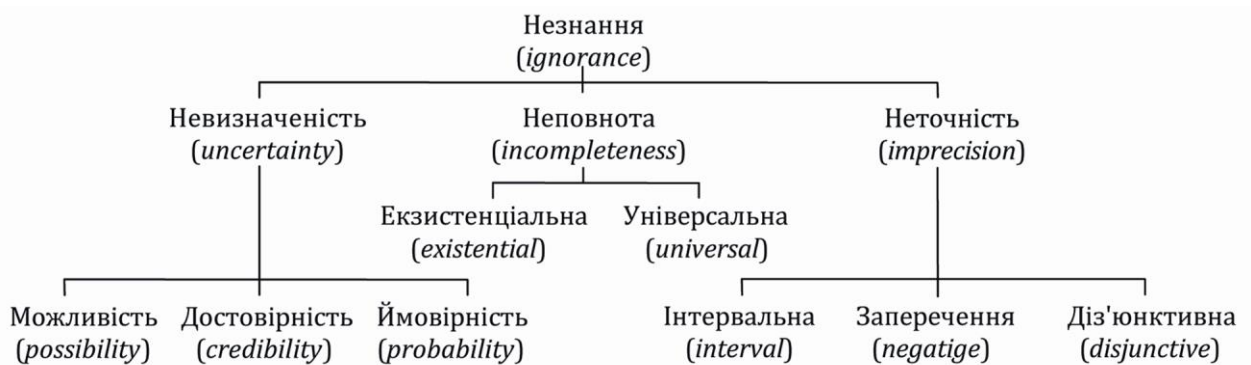


Рисунок 1.3 – Топологія незнання відповідно до [197]

Неповнота породжується відсутністю знань, неточність – існуванням знань з недостатньою точністю, і невизначеність виникає, коли суб'єкт (особа, спостерігач) формує суб'єктивну думку відносно об'єкта (явища, процесу), точних даних (інформації) щодо якого у нього немає. Неповнота (*incompleteness*) може бути екзистенціальною (*existential*) або універсальною (*universal*). Екзистенціальна неповнота відноситься до ситуацій, в яких відсутня інформація на рівні одиничного (інформація про певний об'єкт, предмет, явище). Прикладом екзистенціальної неповноти є твердження виду: «автор “Реквієм” видатний композитор», в даному випадку особистість автора залишається невідомою. Універсальна неповнота відноситься до ситуацій, в яких відсутня інформація на рівні загального (інформація про рід, вид, клас об'єктів з їх загальними властивостями). Прикладом універсальної неповноти є твердження виду: «Моцарт написав значну кількість дуже потужних музичних творів», в якому немає назви жодного твору.

Неточність (*imprecision*) знань може бути представлена інтервальною (*interval*) оцінкою, наприклад, твердження виду: «подія відбулась між 5 і 6 годинами вечора», або нечіткою оцінкою, наприклад, твердження виду: «подія відбулась близько 5 год. вечора». Автори [197] виділяють диз'юнктивну (*disjunctive*) неточність, яка представляє інформаційне повідомлення у вигляді диз'юнкції фактів, наприклад, твердження виду: «подія відбулася в 5 або в 6 год. вечора», і неточність, породжену запереченням / інверсією (*negatige*) відомих фактів, наприклад, твердження виду: «подія відбулась не в 5 год. вечора».

Невизначеність (*uncertainty*) може бути обумовлена можливістю (*possibility*), наприклад, твердження виду: «ймовірно, сьогодні буде дощ», достовірністю (*credibility*) і / або ймовірністю (*probability*) реалізації події, наприклад, інформаційний погодні сервіс, якому ви довіряєте, повідомляє, що ймовірність дощу сьогодні в другій половині дня становить 70%.

Відповідно до [198] незнання може бути породжено невизначеністю (*uncertainty*), неточністю (*imprecision*), неясністю (*vagueness*) або несумісністю / неузгодженістю (*inconsistency*) даних, рис. 1.4.

Невизначеність виникає через нестачу інформації, наприклад, твердження виду: «сьогодні буде дощ», може бути як істинним, так і хибним. В цьому випадку можна оцінити лише об'єктивну (*objective*) схильність або суб'єктивне (*subjective*) переконання в істинності факту або явища.



Рисунок 1.4 – Топологія незнання відповідно до [198]

Причиною неточності є гранулярність / неоднорідність (*granularity*) подання інформації. Наприклад, точне твердження: «він проспав 2 години 30 хв.» стає неточним при зміні формулювання: «він проспав 2–3 години».

Неясність зростає по мірі використання тверджень, які не можна кваліфікувати однозначно як істинні або хибні, наприклад, твердження: «суб'єкт високий», не дає жодної інформації про зріст суб'єкта в одиницях виміру.

Несумісність (неузгодженість) суджень описує ситуації, в яких неможливо визначити правильне значення, наприклад, твердження виду: «погодний ресурс *A* стверджує, що буде дощ, а погодний ресурс *B* – що буде сонячна погода».

У 1982 р. Наріньяні О. С. [100] ввів термін «НЕ-фактори» для позначення властивостей, притаманних будь-якій реальній системі знань, але погано представлених в «класичних» формальних системах. При цьому автор акцентує увагу на тому, що традиційні властивості «класичних» формальних систем (точність, повнота, визначеність, коректність та ін.) є лише абстракціями, що підмінюють реальність її примітивними апроксимаціями [97], і є лише штучними окремими випадками таких НЕ-факторів, як неточність, неповнота, недовизначеність, некоректність та ін. [98]. Таким чином, будь-яка формальна система завжди буде характеризуватися наявністю певних видів НЕ-факторів.

Наріньяні в [98-100, 102] розглядає чотири види НЕ-факторів: неточність, недовизначеність, неоднозначність і нечіткість. Такий вибір визначений тим, що формальне подання цих факторів пов'язане з використанням інтервалу значень.

Неточне значення являє собою величину, яка може бути отримана з точністю, що не перевищує певний поріг, визначений природою відповідного параметра.

Недовизначене значення є оцінкою величини, яка в загальному випадку є за своєю природою більш точною, ніж дозволяє встановити доступна у відповідний момент часу інформація.

Неоднозначне значення відображає множину альтернатив, які оцінюються нерівномірно з точки зору певної конкретної семантики (можливість, правдоподібність, впевненість, бажаність, адекватність і т.п.).

Нечіткість передбачає відсутність точних (чітких) меж множин об'єктів. Наріньяні трактує нечіткість як окремий випадок неоднозначності.

В [132, 133] НЕ-фактори умовно розділені на дві основні групи, перша з яких (НЕ-фактори типу 1) включає в себе НЕ-фактори, які проявляються в експертних свідоцтвах в явному вигляді (недовизначеність, невизначеність, нечіткість, неточність), друга група (НЕ-фактори типу 2) містить НЕ-фактори, які неможливо виділити в процесі інтерв'ювання експерта, оскільки їх ідентифікація вимагає використання спеціальних механізмів і підходів, наприклад, інтерв'ювання кількох експертів та ін. До другого типу відносяться такі види НЕ-факторів, як неповнота, немонотонність, суперечливість, некоректність, не детермінованість, ненормованість.

При цьому в [133] відзначається, що процеси пов'язані із здобуттям (здобування) і аналізом знань можуть відбуватися під впливом тільки чотирьох видів НЕ-факторів: нечіткості, невизначеності, неточності і недовизначеності.

В роботах [132, 133] автор пропонує їх наступне трактування. Невизначеність характеризується деякою мірою впевненості, яку експерт приписує до своїх тверджень (свідоцтв). Нечіткість виникає в разі, коли експерт намагається кількісно охарактеризувати якісні поняття і відношення, які він використовує в своїх міркуваннях. Неточність проявляється тоді, коли значення x відомо з точністю до деякої множини X , що має не порожній перетин із множиною F . Неповнота характеризується відсутністю необхідної для вирішення задачі інформації. Недовизначеність включає в себе як недовизначеність загальних знань (часткова відсутність знань про предметну область в цілому), так і недовизначеність конкретних знань (часткова відсутність знань про конкретні поняття і відношення предметної області).

Вагін В. М. в роботах [20, 21] змістовно визначив і дослідив методи моделювання в інтелектуальних системах наступних видів НЕ-факторів: суперечливість, немонотонність, неточність, невизначеність і нечіткість.

Відповідно до [20] неточність відноситься до змісту інформації (або до її суті), в той час як невизначеність – до її істинності, що розуміється в сенсі відповідності реальній дійсності (ступеня впевненості знання). Кожен факт

реального світу пов'язаний із визначеністю інформації, яка вказує на ступінь цієї впевненості [20].

Суперечливість знань щодо об'єкту відображає присутність несумісних характеристик об'єкта, які стирають межу між істиною і хибністю, що в свою чергу призводить до помилкових суджень і висновків. Обробка таких знань тісно пов'язана з вирішенням двох задач: асиміляцією і акомодациєю суперечливих знань. Перша полягає в здатності додавати і обробляти протиріччя в базі знань (БЗн), друга – у виконанні таких перетворень в БЗн, при яких вона стає несуперечливою.

До нечітких знань Вагін відносить будь-які нечіткості, між якими не можна провести чітку межу, і умовно їх розділяє на наступні категорії: неточність, недовизначеність, неоднозначність.

Немонотонність знань відображає той факт, що додавання нових знань до посилок може привести до такої зміни класу наслідків, що деякі наслідки (висновки), які були раніше виводимі, стануть невиводимі, тобто, істинність тверджень отриманих шляхом логічного виведення може змінюватися в процесі додавання нових знань.

В роботі [142] виділено два класи НЕ-факторів: інформаційні та НЕ-фактори розвитку складних систем. До інформаційних НЕ-факторів були віднесені: суперечливість, неповнота, невизначеність, неточність і нечіткість. До другого класу НЕ-факторів Тарасов відніс незворотність, нерівноважність, нестійкість, нелінійність і незамкнутість.

В роботі [141] проведено аналіз полярних шкал, які можуть бути застосовані для аналізу значимості НЕ-факторів.

Роботи [100-103, 133, 142] спрямовані на узагальнення теоретичних та практичних досліджень в області аналізу та систематизації основних видів НЕ-факторів, в [20-23, 141] проведено ґрунтовне дослідження методів їх моделювання.

1.2 Таксономія невизначеності

Проведений аналіз ряду праць вітчизняних і зарубіжних вчених засвідчив, що на даний час існує багато трактувань терміну «невизначеність», проте в цілому невизначеність характеризується обмеженістю знань про майбутні, минулі чи поточні події [453], а не просто відсутністю знань.

Так, наприклад, Воропаєв Ю. М. вважає, що невизначеність є наслідком незнання, неповноти, неточності знання законів діяльності в певній прикладній області [25]; Капустін В. Ф. під невизначеністю розуміє недостатність або повну відсутність інформації при прийнятті рішень [41]; Райзберг Б. А. визначає невизначеність як недостатність відомостей про умови, в яких буде протікати економічна діяльність [128]; Кузьмін В. В. вважає, що невизначеність відображає неповноту або неточність інформації про передумови, умови або наслідки діяльності [81]; Рудашевській В. Д. зазначає, що невизначеність безпосередньо пов'язана із конфліктом і ризиком [131].

Деякі вчені визначають невизначеність як «неможливість визначення ймовірності подій», в [237] невизначеність розглядається як ситуація із недостатньою інформацією, яка може мати три форми: неточність (*inexactness*), ненадійність (*unreliability*) і невизначеність, що межує з незнанням (*border with ignorance*). Однак невизначеність може існувати і в ситуаціях, коли є достатня кількість інформації про об'єкт або процес [448], при цьому нові знання можуть або зменшувати, або збільшувати невизначеність. Згідно [227] невизначеність нерозривно пов'язана із поняттями достовірності інформації, правдивості та об'єктивності знань (відомостей про об'єкт). Відповідно до [198] невизначеність виникає через «неповноту інформації».

В [427] проводиться відмінність між незнанням (*ignorance*) і невизначеністю (*uncertainty*): незнання трактується як відсутність або спотворення «істинного» знання, а невизначеність трактується як деяка форма неповноти інформації або знання. В [297] проводиться відмінність між ризиком (*risk*) і невизначеністю (*uncertainty*): ризик означає обчислювальну і, як наслідок,

контрольовану частину всього непізнаваного; невизначеність відображає все незліченне і некероване. В [388] проводиться відмінність між стохастичною (*stochastic*) і реальною (*real*) невизначеністю: стохастична невизначеність включає в себе частотні і суб'єктивні (байєсовські) ймовірності; справжня (реальна) невизначеність охоплює майбутній стан світу і виникає в результаті стратегічної поведінки інших учасників.

Ціла низка робіт виділяє глибоку або сильну (*deep / severe*) невизначеність, яку пов'язують з «глибоко невизначеними» ситуаціями – ситуаціями, в яких експерти не знають або шляхів вирішення проблеми, або не можуть прийти до єдиного рішення щодо: моделей, що застосовуються для опису взаємодії між системними змінними; розподілу ймовірностей для представлення невизначеності ключових змінних і параметрів в моделях; механізму (способу) оцінювання переваг альтернативних рішень [192, 327, 453]. В [231] відзначено, що глибока невизначеність виникає через дії, вжиті протягом довгого часу у відповідь на непередбачувані ситуації.

У загальному випадку, говорячи про природу невизначеності, виділяють два класи: елітерну і епістемічну невизначеність [150, 173, 229, 248, 382].

Елітерна (*aleatory*) невизначеність породжується випадковими (стохастичними) процесами і є невід'ємним атрибутом випадкових подій. Даний тип невизначеності також відомий як: стохастична невизначеність (*stochastic uncertainty*), невизначеність типу *A* (*Type A uncertainty*), невизначеність, яка не усувається (*irreducible uncertainty*), мінливість (*variability*), об'єктивна невизначеність (*objective uncertainty*).

Епістемічна (*epistemic*) невизначеність виникає через нестачу знань і безпосередньо пов'язана із обсягом і достовірністю інформації, на підставі якої формуються ймовірнісні оцінки, і відображає суб'єктивні судження аналітиків. Даний тип невизначеності також відомий як: суб'єктивна невизначеність (*subjective uncertainty*), невизначеність типу *B* (*Type B uncertainty*), невизначеність, яка не усувається (*reducible uncertainty*), невизначеність стану знань (*state of knowledge uncertainty*), незнання (*ignorance*).

Багато дослідників намагалися виділити різні типи і вимірювання невизначеності. Серед них можна вказати на наступних: [198, 218, 296, 370, 425, 428].

Автор [428] розмежовує «дику» (*wild uncertainty*) і «приручену» / контрольовану (*domesticated uncertainty*) невизначеність, які перекриваються (частково збігаються) з непереборною невизначеністю (*ineradicable uncertainty*) і невизначеністю, яка може бути усунена або, контрольована.

Відповідно до [428] невизначеність виникає внаслідок неповноти знань, автори роботи виділяють такі види невизначеності, як неясність (*vagueness*), ймовірність (*probability*) і неоднозначність (*ambiguity*).

В [296] виділяються два основні типи невизначеності (*uncertainty*): неоднозначність (*ambiguity*) і нечіткість (*fuzziness*), рис. 1.5.

Нечіткість (*fuzziness*) виникає, коли неможливо провести певні (*definite*), точні (*sharp*), ясні (*clear*) або чіткі (*crisp*) відмінності. Неоднозначність (*ambiguity*) є результатом нечіткого визначення різних результатів (альтернатив). Неоднозначність може приймати дві форми: не специфічність (*non-specificity*) і дисонанс (*discord*), або суперечливість знань.

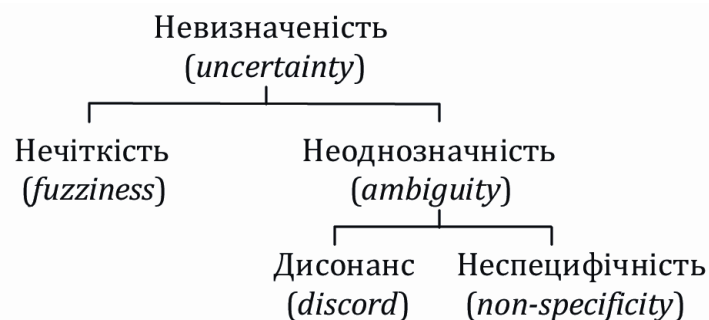


Рисунок 1.5 – Топологія невизначеності відповідно до [296]

Відповідно до [452] невизначеність має три аспекти: мовні, логічні і каузальні вимірювання, та виділяються наступні типи невизначеності: невизначеність концепції, невизначеність вимірювання, невизначеність розрахунків, невизначеність вибірки, невизначеність математичного моделювання та причинно-наслідкова невизначеність.

Як зазначається в [212, 216, 218] процес прийняття рішень протікає між двома граничними рівнями невизначеності: повним знанням або повною впевненістю (*complete certainty*), і абсолютним незнанням (*total ignorance*). Між цими двома граничними рівнями невизначеності можуть бути виділені ще п'ять проміжних [212, 216, 218, 453]. Розглянемо їх докладніше.

Повне знання характеризується об'єктивністю і універсальністю, і виникає в ситуаціях, в яких суб'єкт все точно знає про об'єкт або процес. В реальних умовах майже ніколи не досяжне.

Невизначеність першого рівня породжується ситуаціями, в яких суб'єкт визнає, що він не абсолютно впевнений в своїх судженнях, але при цьому він не в змозі або не бачить необхідності кількісно виміряти ступінь невизначеності [257].

Невизначеність другого рівня – це будь-яка невизначеність, яка може бути оцінена на основі ймовірнісного підходу; щодо подій в майбутньому цей вид невизначеності фіксується у формі прогнозів.

Невизначеність третього рівня виникає в ситуаціях, коли на основі наявних знань суб'єкт може оцінити обмежений набір варіантів (альтернатив), що розглядаються і проранжувати їх з точки зору встановлених ймовірностей для знаходження (локального) глобального оптимуму або наближення до нього. Щодо подій в майбутньому цей вид невизначеності може бути зафіксований у формі прогнозного сценарію розвитку деякого процесу [371, 372].

Невизначеність четвертого рівня характерна для ситуацій, коли не представляється можливим виконати ранжування розглянутих варіантів (альтернатив) з точки зору передбачуваної ймовірності того, що варіант є оптимумом (найкращим вибором), через відсутність достатніх знань або високого ступеню неузгодженості отриманих результатів (даних) [327].

Невизначеність п'ятого рівня характерна для ситуації, в яких відомо тільки те, що суб'єкт не знає. Цей вид невизначеності пов'язаний із реалізацією катастрофічних, непередбачуваних, несподіваних подій, які не піддаються аналізу, контролю та прогнозуванню. Талеб Н. [439] називає такі події «чорними

лебедями» («*black swans*») і характеризує їх як події, які лежать за межами регулярних очікувань, мають надзвичайний характер або сильний вплив, і можуть бути пояснені тільки після того, як будуть реалізовані. Прикладами таких подій є землетруси з високою магнітудою, виверження супервулканів, світова фінансово-економічна криза і т.п. Четвертий і п'ятий рівні відображають так звану «глибоку» невизначеність.

Абсолютне незнання являє собою іншу крайність невизначеності, і характерне для ситуації, коли суб'єкт не усвідомлює, що він не знає [435]. Абсолютне незнання не можна моделювати на основі стандартних статистичних або ймовірнісних методів аналізу, його присутність вимагає застосування якісних методів дослідження.

В [274] абсолютне незнання розглянуто з точки зору ситуації, при якій експерт не в змозі надати будь-яку інформацію щодо конкретної альтернативи. Автори пропонують ряд стратегій прийняття індивідуальних і колегіальних (колективних) рішень в умовах абсолютного (або повного) незнання.

Недосекін О. О. [107] характеризує невизначеність як неповноту і недостовірність знань, рис. 1.6. Недостовірність, в свою чергу породжена фізичною, або лінгвістичною невизначеністю.

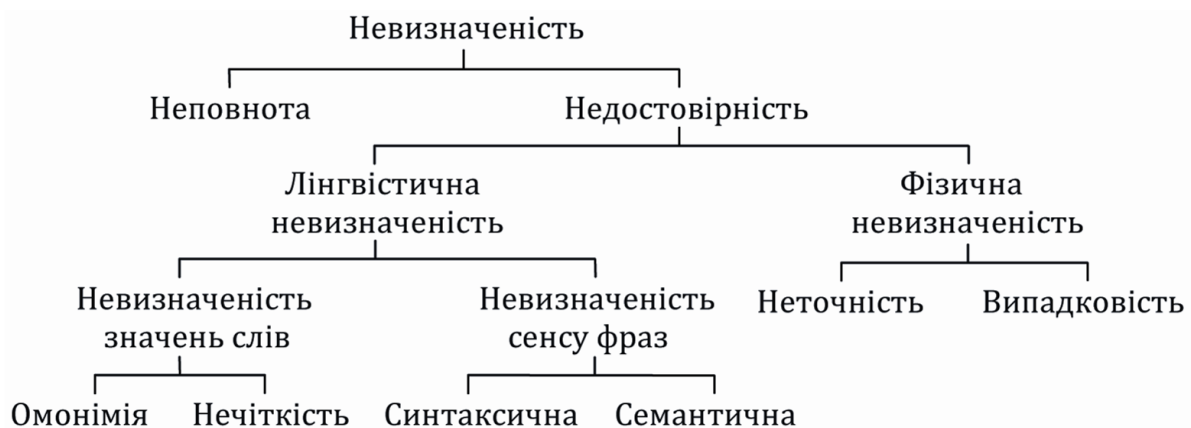


Рисунок 1.6 – Топологія невизначеності за Недосекіним [107]

Капустін В. Ф. виділяє наступні види невизначеності [41]:

- перспективна (виникає як наслідок появи непередбачених чинників);
- ретроспективна (пов'язана із відсутністю інформації);

- технічна (є наслідком неможливості передбачення точних результатів прийнятих рішень);
- стохастична (є результатом ймовірнісного (стохастичного) характеру досліджуваних процесів і явищ);
- невизначеність стану природи (пов'язана із повним або частковим незнанням природних умов, при яких приймається рішення);
- невизначеність цілеспрямованої протидії (виникає як наслідок ситуації конфлікту);
- невизначеність цілей (пов'язана із неоднозначністю, або неможливістю вибору однієї цілі при прийнятті рішень);
- невизначеність умов (пов'язана із недостатністю або повною відсутністю інформації про умови, при яких приймаються рішення);
- смислова невизначеність (пов'язана із недостатньо точним формулюванням термінів, понять);
- невизначеність дій (породжується відсутністю однозначності при виборі рішень).

1.3 Характеристика деяких інформаційних НЕ-факторів

Розглянемо п'ять базових видів НЕ-факторів, які можуть виникати в процесі отримання та обробки експертних знань.

Неповнота. Деякі дані необхідні для розв'язку поставленої задачі не відомі, але вся доступна інформація повна і коректна.

За [86] причинами неповноти інформації є невизначений, випадковий характер як самої системи, так і можливостей набуття (придбання) відомостей про цю систему (відомості можуть бути не тільки обмеженими, наприклад через технічні причини, але іноді і помилковими внаслідок неузгодженості інтересів між окремими ланками системи). В свою чергу, повною вважається така інформація, яка отримується при повному з'ясуванні всіх можливих станів системи.

Відповідно до [93] інформація є повною, якщо вона є достатньою для прийняття правильного рішення або розуміння аналізованої ситуації.

Стосовно процесу проведення експертизи неповнота може бути викликана наступною ситуацією: керівник експертизи надав експертам інструкцію щодо формування оцінок, але вона не враховує всю повноту властивостей, характеристик, параметрів аналізованого об'єкта. Іншим прикладом неповноти, яка може бути пов'язана із процесами набуття експертних знань, є ситуація коли експерт не володіє достатньою інформацією (фактами, знаннями) необхідною для розв'язання поставленої задачі. Єдиним способом скорочення цього незнання є поповнення відсутньої інформації (даних, знань).

Для вирішення задач в умовах неповноти знань про проблемну область (досліджуваний, об'єкт, процес, явище) запропоновано досить значний клас методів, до числа яких можна віднести різні екстраполяційні і інтерполяційні методи, методи розмноження вибірок (бутстреп-методи), експертне оцінювання, статистику інтервальних даних, та інші.

Невизначеність. В вузькому сенсі термін «невизначеність» пов'язують із ситуацією, коли повністю або частково відсутні знання (інформація) про досліджуваний об'єкт, процес або явище, що характеризується вдома граничними рівнями невизначеності: повною впевненістю та абсолютним незнанням [212, 216, 218]. В такому контексті доступна інформація може бути істинною або хибною, і оцінюватись на основі ймовірнісних оцінок. В цьому випадку для моделювання невизначеності широкого застосування набули методи теорії ймовірності, теорії свідочств.

В більш широкому сенсі «невизначеність» трактується як складна форма незнання (НЕ-фактора). Наприклад, в [296] невизначеність розглядається як неоднозначність (*ambiguity*) та нечіткість (*fuzziness*); в [107] невизначеність характеризується як неповнота та недостовірність знань; в [96] невизначеність розглядається як неповнота та неоднозначність; за [86] причинами

невизначеності є неповнота та неточність інформацію про досліджуваний об'єкт, процес, явище.

Прикладом невизначеності, пов'язаної із процесами проведення експертизи, є ситуація при якій при проведенні аналізу експертних оцінок керівнику експертизи не було надано інформацію про компетентність експертів. Це породжує невизначеність щодо сформованих експертних оцінок, і ступінь довіри до них з боку керівника експертизи може бути виражений за допомогою відповідної ймовірнісної оцінки [150].

Нечіткість. Доступна інформація, достовірність якої не викликає сумнівів, є нечіткою. Наприклад, інформація отримана від експертів достовірна, але з тої чи іншої причини експертам було важко оперувати точковими оцінками для висловлювання своїх суджень (індивідуальних оцінок експертів) відносно досліджуваних об'єктів, явищ чи процесів. Замість цього вони висловлювали свої переваги у формі значень (ступеню) приналежності досліджуваних об'єктів (явищ, подій) до певного класу (градації) на деякій вербальній шкалі, наприклад: «сильний», «помірний», «слабкий» і т.п. Тобто нечіткість пов'язана із тим, що неможливо однозначно стверджувати стосовно приналежності досліджуваного об'єкту до визначеного класу, об'єкт може одночасно належати одразу декільком заданим класам із різним ступенем, яких характеризується значення функції приналежності досліджуваного об'єкту до заданого класу, або в рівній мірі належати заданому класу та не належати йому.

В роботі [30] відмічається, що нечіткість проявляється в ситуаціях, коли за допомогою якісних визначень описуються значення кількісних параметрів реального фізичного (або гіпотетичного) світу.

Аналіз нечіткої інформації виконується методами нечіткої логіки, нечітких множин, нечітких відношень [35].

Неточність. Досить часто виникають ситуації, коли дані або знання не є точними. Неточність відображає суть (зміст) твердження (інформації, знань) і залежить від деталізації мови, яка використовується для його опису. Наприклад, твердження виду: «подія відбулася від 2 до 3 годин тому» є

неточним; твердження виду: «подія відбулася 2 години тому» є точним, якщо мова йде про період часу і не точним, якщо необхідно вказати точний час здійснення події.

Відповідно до [30] неточність виникає в ситуаціях, коли значення деяких параметрів вимірюються із заздалегідь визначеною похибкою, саме ця похибка породжує неточність.

Неточність значення означає, що його величина може бути отримана з точністю, що не перевищує певний поріг, визначений природою відповідного параметра об'єкта [104]. В якості прикладу неточного значення можна навести вагу одиниці товару (наприклад, $600 \text{ г} \pm 3 \%$) або отримані вимірювальні дані деякої характеристики об'єкту (наприклад, запис виду $t = 2.5 \pm 0.1 \text{ с}$ означає, що істинне значення величини t лежить в інтервалі від 2.4 с до 2.6 с з деякою зазначеною).

В [104] автор відзначає, що кожному неточному значенню притаманна певна гранулярність («зернистість»), яка відображає міру неточності досліджуваного параметру об'єкта по відношенню до величини гранули (зерна). За своєю природою гранула є цілісною (неподільною) структурою і може бути використана як одиниця вимірювання досліджуваного неточного значення. В [104] акцентується увага на тому, що неточне значення виражається цілим числом, наприклад, вагу об'єкта в $1000 \pm 1 \text{ кг}$ можна представити як 1 т або 10 ц.

Ступінь гранулярності варіюється від дрібнозернистої до грубозернистої. Зменшення розміру гранули (звуження контексту, підвищення точності приладів) природним чином призводить до збільшення точності значення аналізованого параметра. В реальних умовах мінімально граничний ступінь гранулярності зазвичай є недосяжним, відповідно, як і абсолютна точність. Наприклад, розглянемо гранулу «синій», при зменшенні ступеня гранулярності ми отримаємо різні відтінки синього (а це 180 тонів в палітрі Пантона), наприклад, «світло синій», «холодний синій», і т.п. Зменшуючи ступінь гранулярності ми будемо отримувати все менше помітні значення, в той же час при збільшенні ступеня гранулярності, декілька менш помітних значень

(об'єктів) заміщуються більшим (неточним) значенням, наприклад, кольори «індиго» та сіро синій будуть ототожнюватися з гранулою «синій», хоча по факту є різними кольорами.

Для моделювання неточності (в вище зазначеному сенсі) широкого застосування набули методи статистики інтервальних даних, теорії нечітких множин, теорії можливостей.

Для подання та обробки неточних знань в інформаційних системах при припущенні, що знання відображаються в поділі (класифікації) релевантних елементів (об'єктів реального або абстрактного світу), широке застосування отримали методи теорії грубих множин [148, 150, 377, 379]. В рамках математичної нотації теорії грубих множин знання ґрунтуються на здатності класифікувати об'єкти, і фактично складаються із сімейства різних зразків класифікації досліджуваної проблемної області, які забезпечують експліцитні факти відносно реальності разом зі здібністю міркувати, забезпечуючи можливість видобування імпліцитних фактів із експліцитних знань [150]. Методи, запропоновані в рамках теорії грубих множин, дозволяють обробляти великі масиви неупорядкованих даних і на основі результатів такої обробки отримувати нові знання [148, 150, 377, 379].

Неоднорідність. При обробці реальних даних (експертних оцінок, представлених в числових шкалах вимірювань) аналітики нерідко стикаються із ситуацією, при якій в досліджуваних вибірках даних є спостереження, які, в тій чи іншій мірі, виділяються із вихідної сукупності, внаслідок чого вибірка стає неоднорідною. Такі спостереження отримали назву «спостереження, що різко виділяються», «підозрілі», «дані, що засмічують» та ін. Їх частка зазвичай становить 5%–10% [130, 147, 153].

Поява неоднорідних даних у вибірках є причиною спотворення строгих параметричних моделей, які описуються відомими законами розподілу ймовірностей (наприклад, нормальний закон розподілу, закон розподілу Пуассона, закон розподілу Стюдента та ін.), і призводить до появи так званих

«хвостів», «горбів», характеризуються яскраво вираженими асиметрією та ексцесом [130, 147, 153].

У такій ситуації застосування стандартних статистичних методів обробки даних, в основі яких лежить явне або неявне припущення про нормальність, може привести до суттєвого спотворення отриманих результатів. Для обробки масивів даних, що містять неоднорідні спостереження застосовують такі підходи [130]:

- виявлення і виключення спостережень, що різко виділяються;
- застосування методів робастної та непараметричної статистики для їх подальшого статистичного аналізу.

Однак, на практиці можуть бути ситуації в яких одночасно присутні різні форми незнання, наприклад комбінація невизначеності і неточності. Це обумовлено тим, що експертні судження щодо досліджуваної проблеми можуть взаємодіяти між собою (об'єднуватися або перетинатися) в тій чи іншій мірі щодо інформації, яку вони можуть дати про множину вихідних даних (властивостей, ознак, характеристик) досліджуваного об'єкта (явища, процесу.). Такі комбінації НЕ-факторів можуть бути промодельовані методами теорії свідомств Демпстера-Шейфера [194, 220, 400], теорії правдоподібних і парадоксальних міркувань Дезера-Смарандаке [420, 421], теорії можливостей [19, 127], та ін.

1.4 Аналіз методів моделювання НЕ-факторів

В роботах [19, 35, 127, 150, 194, 220, 377, 379, 400, 420, 421, та ін.] робиться спроба представити НЕ-фактори, обґрунтоване існування яких визначається методами їх моделювання, що базуються на традиційних, а також нових математичних теоріях. На рис. 1.7 представлена систематизація ряду НЕ-факторів і методів їх аналізу [65, 76, 162]. Розглянемо наведені НЕ-фактори з позиції порівняльного аналізу перелічених теорій, що сприятиме більш чіткому їх розумінню.

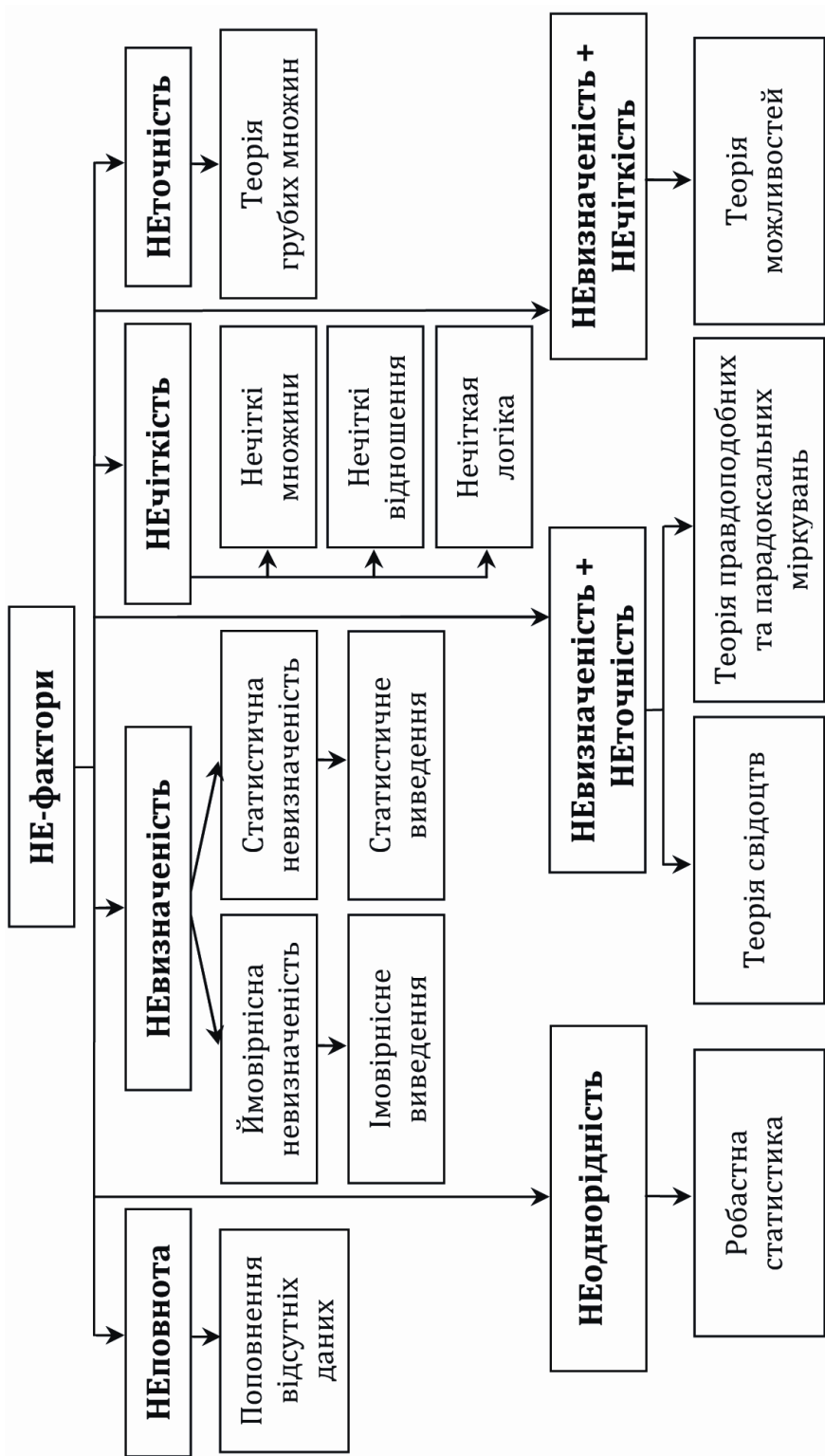


Рисунок 1.7 – Класифікація форм незнання і методів їх аналізу

Теорія ймовірностей оперує з шансами випадкових подій, при цьому передбачається, що всі події є добре визначеними поняттями.

Невизначеність у цьому випадку пов'язана тільки з тим, з якими шансами може статися кожна випадкова подія із повної групи таких подій. Для цього необхідно виконання двох умов: розглядаються всі можливі в даній ситуації події; реалізуватися може тільки одна з таких подій.

Часто ці дві умови формулюються наступним чином: повну групу подій утворюють взаємно виключні та вичерпні події.

Традиційно ймовірнісні оцінки $p(e_i)$ випадкових подій e_i , $i = \overline{1, n}$ задовольняють наступній системі аксіом [150]:

1. $p(e_i) \geq 0, i = \overline{1, n}; 0 \leq p \leq 1;$
2. $P(E) = \sum_{i=1}^n p(e_i), E = \{e_i | i = \overline{1, n}\};$ (1.1)
3. Якщо $E_1 \subseteq E, E_2 \subseteq E$ та $E_1 \cap E_2 = \emptyset$, то $P(E) = p(E_1 \cup E_2) = p(E_1) + p(E_2)$.

Аксіоми 2 та 3 свідчать про адитивний характер ймовірнісних оцінок, тобто в будь-якому випадку сума ймовірностей всіх випадкових подій, що утворюють повну групу, дорівнює $\sum_{i=1}^n p(e_i) = 1$.

Слід вказати на те, що існує два основні підходи до оцінювання ймовірностей подій: об'єктивні оцінки ймовірностей на основі методу частот і суб'єктивні оцінки ймовірностей, джерелами яких є експерти. У першому випадку для моделювання невизначеностей можуть бути використані аналітичні методи ймовірнісного виведення.

Оцінки другого виду можуть бути застосовані для ймовірнісного виведення на деревах ймовірностей і рішень, на діаграмах впливу і мережах впевненості (мережі Байєса) та ін., в задачах прийняття рішень в умовах ризику.

Теорія нечітких множин призначена для оперування нечіткими концепціями, які лежать в основі формування множини елементів. Передбачається, що елементи є добре визначеними поняттями. Невизначеність (нечіткість) виникає при спробі віднести елементи до деяких класів (множин), оскільки ці класи (множини) є нечіткими, отже, не чітко визначеними.

Основним математичним апаратом нечіткої (*fuzzy*) алгебри і нечіткої логіки є лінгвістична змінна (ЛЗ), значення якої визначаються набором вербальних (словесних) характеристик деякої властивості об'єкта [35]. Значення ЛЗ характеризуються так званими «нечіткими множинами» (НМ), які в свою чергу визначаються через деяку базову числову шкалу A і функцію приналежності $\mu_A(x)$, $x \in A$, $\mu_A(x) \in [0; 1]$. Таким чином, НМ – це сукупність пар виду $(x, \mu_A(x))$, яка визначає суб'єктивну ступінь впевненості в тому, що значення x відповідає певному елементу НМ із певним ступенем приналежності $\mu_A(x)$. В цілому дана теорія в якості «інструментів» моделювання нечіткості надає методи побудови функцій приналежності, формування баз знань, аналізу нечітких відношень та ін.

В роботах [27, 49, 53, 165, 306] розглянуті питання застосування математичного апарату ТНМ при організацій процесів підтримки рішень ряду прикладних задач.

Теорія свідочств Демпстера-Шейфера (теорія свідочств). Як вже зазначалося вище, теорія ймовірностей має справу з кожною окремою подією (синглетоном) із повної групи подій і може коректно оперувати з невизначеностями, які задовольняють системі аксіом (1.1). Разом з тим, в реальних умовах можуть існувати і специфічні форми НЕ-факторів, породжені їх можливими комбінаціями, наприклад, комбінації невизначеності і нечіткості, що виникають в процесі взаємодії між судженнями експертів. Форми таких взаємодій можуть мати різний характер – вони можуть бути узгодженими, сумісними, довільними, роздільними; можуть довільним чином об'єднуватися і перетинатися. Для моделювання зазначених форм взаємодій може бути використана теорія Демпстера-Шейфера, основу якої складають наступні положення [194, 220, 400].

Припустимо, задана множина $\Omega = \{\omega_i \mid i = 1, \dots, n\}$, яка в нотації теорії свідочств має назву універсальна множина або основа аналізу [150, 194, 220, 400]. Основу аналізу (множину аналізуємих елементів) складає множина

взаємно виключних (унікально визначених та відмінних від інших) та вичерпних (всіх можливих в даній ситуації) елементів. При цьому апріорі відомо, що тільки один елемент $\omega_0 \in \Omega$ є істинним у кожному конкретному випадку. Цей елемент отримав назву – дійсний світ.

На основі аналізу Ω можуть бути сформовані довільні підмножини елементів $X_j \subseteq \Omega$ за умови, що дійсний світ ω_0 може належати кожній з них. Кількість можливих підмножин Ω складає $|2^\Omega|$, де 2^Ω – показникова множина, яка є сукупністю всіх підмножин Ω , враховуючи порожню підмножину \emptyset .

Свідоцтва – це будь-які джерела інформації, на основі яких можуть бути отримані ступені ймовірності, що дійсний світ ω_0 належить підмножині $X_j \subseteq \Omega$.

Підмножини X_j , можуть бути сформовані на основі системи правил виду:

1. $X_j = \{\emptyset\}$;
2. $X_j = \{\omega_i\}$ – експертом обраний (оцінений) один елемент $\omega_i \in \Omega$.
3. $X_j = \{\omega_i \mid i = \overline{1, k}\}$, $k < n$ – експертом виділено k елементів $\omega_i \in \Omega$. (1.2)
4. $X_j = \Omega = \{\omega_i \mid i = \overline{1, n}\}$ – у експерта виникли труднощі із

оцінюванням / вибором (всі елементи множини Ω рівнозначні).

В основі теорії свідоцтв лежать три базові функції ($\forall X \subseteq \Omega$):

– основна маса ймовірності $m : \Lambda \rightarrow [0, 1]$:

$$0 \leq m(X_j) \leq 1, \quad \forall (X_j \in \Lambda), \quad m(\emptyset) = 0, \quad \sum_{X_j \in \Lambda} m(X_j) = 1. \quad (1.3)$$

– функція впевненості (довіри) $Bel : \Lambda \rightarrow [0, 1]$:

$$Bel(B) = \sum_{X_j \subseteq B, X_j \in \Lambda} m(X_j). \quad (1.4)$$

– функція правдоподібності $Pl : \Lambda \rightarrow [0, 1]$:

$$Pl(B) = \sum_{X_j \cap B \neq \emptyset, X_j \in \Lambda} m(X_j), \quad (1.5)$$

де Λ відповідає 2^Ω .

Значення функції $m(X)$ визначає суб'єктивну впевненість, що елемент ω_0 знаходиться в підмножині $X \subset \Omega$.

Значення функції впевненості $Bel(\cdot)$ визначає всю ступінь підтримки, яка надана кожній із підмножин Ω .

Значення функції правдоподібності $Pl(\cdot)$ визначає повну ступінь потенційної підтримки, яка може бути надана кожній із підмножин Ω .

Значення функцій $Bel(\cdot)$ та $Pl(\cdot)$ визначають верхню та нижню границі інтервалу, який містить точну величину ймовірності $p(X)$ підмножини X :

$$Bel(X) \leq p(X) \leq Pl(X). \quad (1.6)$$

Інтервал $[Bel(X), Pl(X)]$ отримав назву – інтервал довіри.

Основною процедурою, яка лежить в основі теорії свідочств є комбінування різних груп експертних свідочств, які характеризуються різними структурами взаємодій.

Правила комбінування дозволяють отримувати агреговані (узагальнені) експертні оцінки. Комбінування оцінок в теорії свідочств проводиться на основі правила комбінування Демпстера, проте дане правило не здатне коректно оперувати із конфліктуєчими свідочствами. Внаслідок чого з'явився цілий клас альтернативних правил комбінування свідочств [273, 399, 426, 471, 479, та ін.].

Теорія правдоподібних і парадоксальних міркувань (теорія Дезера-Смарандаке) може розглядатися, як більш поглиблений варіант ТДШ в тому сенсі, що вона може оперувати з більш складними формами незнання. Оскільки досягти на практиці взаємної виключності елементів основи аналізу вдається не завжди (деякі елементи можуть в значній мірі перекриватися один одним), відповідно неможливо чітко виділити елементи основи аналізу, які повністю розрізняються. Математичним апаратом, який дозволяє коректно оперувати з такого роду невизначеностями, є теорія Дезера-Смарандаке, що запропонована в роботах [420, 421].

ТДС розглядає множину Ω як множину вичерпних елементів $\Omega = \{\omega_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Оскільки елементи основи аналізу можуть перекривати один

одного, умова взаємної виключності не підтримується. Наприклад, якщо елементи основи аналізу ω_i відображають нечіткі і невизначені поняття: старість–молодість, кольорову гаму і т.п., то деякі з елементів можуть в значній мірі перекриватися один одним, тому виділити елементи ω_i основи аналізу, які повністю розрізняються не представляється можливим [420, 421].

Кількість можливих підмножин Ω складає $|D^\Omega|$, де D^Ω – множина всіх можливих підмножин, які можуть бути сформовані на множині Ω на основі операцій \cup та \cap , включаючи порожню множину \emptyset .

На основі ТДС експертом можуть бути виділені підмножини $X_i \subseteq D^\Omega$, $i = \overline{1, |D^\Omega|}$, що задовольняють умовам:

1. Умови, які відповідають (1.1).
2. Якщо $X_i, X_j \subseteq D^\Omega$, тоді $X_i \cap X_j \in D^\Omega$ та $X_i \cup X_j \in D^\Omega$. (1.7)

В основі ТДС лежать поняття вільної та гібридної моделі.

Вільна модель, позначається $M(\Omega)$ і розглядає множину Ω тільки як основу вичерпних елементів $\omega_i \mid i = \overline{1, n}$, які потенційно можуть перетинатись.

Гібридна модель визначається із вільної моделі шляхом введення обмежень на деякі підмножини елементів X_j із множини D^Ω , за умови, що $X_j \neq \emptyset$. Це пояснюється тим, що в реальних задачах немає необхідності визначати основні маси ймовірності всім можливим підмножинам D^Ω , тому, що завжди можливе існування елементів, які є взаємовиключними. В якості накладаних обмежень широко застосовуються наступні: обмеження виключності $\omega_i \cap \dots \cap \omega_k = \emptyset$ та обмеження не існування $\omega_i \cup \dots \cup \omega_k = \emptyset$.

Основу ТДС, так як і основу ТДШ, складають три базові функції $\forall X \subseteq \Omega$ (1.3) – (1.5), де Λ відповідає D^Ω .

Для отримання агрегованих (узагальнених) оцінок в рамках ТДС застосовується правило комбінування Дезера-Смарандаке [420, 421]. Якщо рівень конфлікту значний, то для агрегування експертних оцінок може бути

застосовано одне з правил перерозподілу конфліктів, яке дозволяє перерозподіляти конфліктні основні маси ймовірності на підмножини, залучені в локальні конфлікти [420, 421].

Теорія можливостей (ТМ) так, як ТДШ і ТДС, призначена для математичного опису двох видів НЕ-факторів: нечіткість і невизначеність, зв'язок між якими вперше встановив Л. Заде [35]. В її основі лежать поняття «можливо» і «необхідно», які розглядаються як моделі суб'єктивних суджень про достовірність певних подій [19, 69, 127].

Було відзначено, що на практиці теорія нечітких множин добре поєднується із методами теорії ймовірностей і математичної статистики.

Припустимо, що A – нечітка підмножина множини $X = \{x_i\}$, $i = \overline{1, n}$ із ступенем приналежності $\mu_A(x)$, та p_i – ймовірність події x_i . Тоді математичне сподівання функції f , визначеної на X для дискретного випадку приймає вид [35]:

$$M(f, A) = \sum_{i=1}^n f(x_i) \mu_A(x_i) p_i. \quad (1.8)$$

Цей вираз забезпечує зв'язок теорії нечітких множин із ймовірнісними підходами і дозволяє більш детально описувати невизначеності, що мають ймовірнісно-нечітку інтерпретацію.

Слід зазначити, що на сьогоднішній день не існує загальноприйнятого підходу до цієї теорії. Однак, існуючі певні варіанти цієї теорії, запропоновані різними авторами [19, 127, та ін.], мають ряд спільних рис. Перш за все, це наявність суб'єктивної шкали $L = ([0, 1], \leq, +, *)$ на відрізку $[0; 1]$ із впорядкованістю, яка визначається нерівністю \leq , операцією суми «+» та операцією добутку «*»; наявність мір можливості (позначається через P) і необхідності (N), визначених на множині подій. Ці міри являють наявну інформацію про ситуацію і характеризуються значеннями на відрізку $[0; 1]$.

Для міри можливості справедливе співвідношення $P(A \cup B) = \max(P(A), P(B))$, де $A \cup B$ – це подія « A або B », а для міри необхідності $P(A \cap B) = \min(N(A), N(B))$, де $A \cap B$ – це подія « A та B ».

Міри можливості дають різні інтерпретації: рівень приналежності до нечіткої множини; окремий випадок міри правдоподібності теорії Демпстера-Шейфера; верхня оцінка для ймовірнісної міри.

Теорія грубих множин (ТГМ) пропонує математичний апарат, здатний коректно обробляти великі масиви неупорядкованих даних і на основі результатів такої обробки отримувати нові знання. Ця теорія базується на тому факті, що знання глибоко впроваджені в здатність людей виконувати класифікацію предметів, явищ, об'єктів, ситуацій та ін. Тому знання в теорії грубих множин обов'язково пов'язані із множиною зразків класифікації, що відносяться до специфічних частин реального або абстрактного світу, який отримав назву універсум міркувань (або, коротко, універсум) [148, 150, 377, 379]. Фактично знання складаються з різних образів класифікації предметної області, що розглядається.

Припустимо $U \neq \emptyset$ кінцева множина (універсум) досліджуваних об'єктів. Будь-яка підмножина $X \subseteq U$ універсума має назву категорія в U , та будь-яке сімейство категорій в U є знаннями. ТГМ основана на категоріях, які формують розбиття (класифікацію) заданого універсума U , тобто на отриманні такого сімейства $C = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, що $X_i \subseteq U$, $X_i \neq \emptyset$, $X_i \cap X_j = \emptyset$ для $i \neq j$, $(i, j = \overline{1, n})$ та $\bigcup X_i = U$. Таке сімейство отримало назву база знань на U , яка являє собою множину основних аспектів класифікації (колір, температура і т.п.) [150, 377, 379].

ТГМ пропонує виконувати процедури класифікації на основі відношень еквівалентності, які є більш простими, ніж відомі вирішальні правила [150, 377, 379].

Якщо R – відношення еквівалентності на U , тоді через $IND(R)$ позначається сімейство класів еквівалентності (категорій) елементів U , а через $[x]_R$ – позначається категорія в R , що містить елемент $x \in U$.

Тоді під базою знань розуміється реляційна система $K=(U, R)$, де $U \neq \emptyset$ кінцева множина елементів, R – сімейство відношень еквівалентності на U .

Якщо розглядати цільову множину елементів $X \in U$, то відносно класифікації $IND(R)$ можуть бути розглянуті наступні ситуації [150, 377, 379]:

1. Множина X є об'єднання деяких категорій із $IND(R)$. В цьому випадку множина X є R -точною.

2. Множина X не може бути виражена як об'єднання деяких категорій із $IND(R)$. В цьому випадку множина X є R -неточною або R -грубою.

3. \underline{R} -нижньою апроксимацією грубої множини X називається така підмножина елементів U , які із упевненістю можуть бути класифіковані як такі, що належать до цільової множини X :

$$\underline{R}X = \{x \in U : [x]_R \subseteq X\}, \text{ або } x \in \underline{R}X, \text{ тоді і тільки тоді, коли } [x]_R \subseteq X. \quad (1.9)$$

4. \underline{R} -нижню апроксимацію цільової множини X називають R -позитивною областю X :

$$POS_R(X) = \underline{R}X. \quad (1.10)$$

5. \overline{R} -верхньою апроксимацією грубої множини X називається така підмножина елементів U , які можливо можуть бути класифіковані як такі, що належать до цільової множини X :

$$\overline{R}X = \{x \in U : [x]_R \cap X \neq \emptyset\}, \text{ або } x \in \overline{R}X, \quad (1.11)$$

тоді і тільки тоді, коли $[x]_R \cap X \neq \emptyset$

6. Негативною областю X називають таку підмножину елементів U , які безперечно не належать до X :

$$NEG_R(X) = U - \overline{R}X. \quad (1.12)$$

7. Граничною областю X називають таку підмножину елементів U , які належать \overline{R} -верхній апроксимації, але не належать \underline{R} -нижній апроксимації:

$$BN_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X. \quad (1.13)$$

ТГМ дозволяє моделювати невизначеність щодо приналежності деяких елементів універсуму заданій цільовій множині і дає можливість оцінити

ступінь цієї невизначеності за допомогою введення специфічних нижньої і верхньої апроксимацій цієї множини [66].

Поряд із невизначеностями ймовірнісного характеру можуть виникати невизначеності при статистичному виведенні, джерелами яких можуть бути обмежений обсяг вибірки, який не дозволяє точно оцінити параметри розподілів, відсутність апріорних знань про форму цього розподілу або специфічний характер даних через їх неоднорідність (наявність певної частки так званих «забруднюючих» даних). Це призводить до появи в розподілах ймовірностей багатомодальності, важких «хвостів», спотворень асиметрії та ексцесу. Задачею **робастної статистики** є розробка процедур оцінювання, стійких до появи в вибірках даних «забруднюючих» значень, і отримання незміщених (або малозміщених) та ефективних оцінок. В даний час розвиваються три класи робастних оцінок [33, 147, 153]: робастні оцінки на основі методу максимальної правдоподібності (*M*-оцінки); робастні оцінки на основі рангових критеріїв (*R*-оцінки); лінійні комбінації порядкових статистик (*L*-оцінки). Разом з цим в останні роки отримали розвиток адаптивні робастні процедури статистичного оцінювання даних [33, 259].

Оцінки типу максимальної правдоподібності (*M*-оцінки) були запропоновані Хьюбером [269] для оцінювання параметру зсуву за вибіркою x_1, \dots, x_n незалежних та однаково розподілених випадкових величин з функцією розподілу $F(x - \theta)$ та щільністю $f(x - \theta)$, де θ – невідомий параметр зсуву.

Припустимо задана послідовність незалежних та однаково розподілених випадкових величин x_1, \dots, x_n з функцією розподілу $F \in \mathfrak{F}$ та емпіричною функцією розподілу F_n . *M*-оцінка $T_n = T(x_1, \dots, x_n)$ визначається як розв'язок екстремальної задачі на мінімум виду

$$\sum \rho(x_i, T_n) \rightarrow \min. \quad (1.14)$$

Або як рішення неявного рівняння:

$$\sum_{i=1}^n \psi(x_i, T_n) = 0, \quad (1.15)$$

де ρ – довільна функція; $\psi(x, t) = \partial \rho(x, t) / \partial t$.

M -оцінка $T_n = T(F_n)$ є оцінкою функціоналу $T(F)$, визначає його неявно на основі виразу виду

$$\int \psi(x, T(F)) dF(x) = 0. \quad (1.16)$$

До класу M -оцінок відносяться оцінки, що отримані як розв'язок рівнянь в задачах знаходження екстремумів (оцінки максимальної правдоподібності, найменших квадратів). Для знаходження M -оцінок існує декілька ефективних чисельних ітеративних алгоритмів, наприклад, ітеративний метод найменших квадратів, метод варіаційно-зважених квадратичних наближень.

Оцінки, в основі яких лежать лінійні комбінації порядкових статистик [33, 147, 153], набули найбільшого поширення внаслідок простоти їх обчислювальної реалізації. До таких оцінок відносяться усічені, цензуровані, вінзоровані середні, вибіркова медіана, оцінка Гаствірта, середня різниця Джині та ін.

Припустимо задана послідовність незалежних та однаково розподілених випадкових величин x_1, \dots, x_n з функцією розподілу $F(x)$, та щільністю $f(x)$. Позначимо через $x_{(i)}$ порядкову статистику із впорядкованої вибірки (варіаційного ряду) $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$ та $F_n(x)$ – емпіричну функцію розподілу, побудовану за вибіркою x_1, \dots, x_n .

Вираз для L -оцінки приймає вид

$$T_n = \sum_{i=1}^n a_{ni} x_{(i)}, \quad (1.17)$$

де $\{a_{ni}\}$ – вагові коефіцієнти; $x_{(i)}$ – i -а порядкова статистика.

Виділяють два варіанти визначення вагових коефіцієнтів. У першому випадку вагові коефіцієнти $\{a_{ni}\}$ визначаються на основі породжуючої ваги функції $J(t)$, $0 \leq t \leq 1$, тоді L -оцінка визначається як

$$T_{n1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n J(i/n) x_{(i)}. \quad (1.18)$$

При визначенні вагових коефіцієнтів на основі набору констант a_1, \dots, a_n , що відповідають умові $\sum a_i = 1$, L -оцінка визначається як

$$T_{n2} = \sum_{j=1}^m a_j x_{(np_j)}, \quad (1.19)$$

де p_j задовольняє нерівності $0 < p_j < 1$, $j = \overline{1, m}$.

Деякі L -оцінки, наприклад, вінзорване середнє, зручно подавати у вигляді суми $T_{n1} + T_{n2}$. Порогова точка L -оцінок відповідає найбільшому дійсному числу $0 < \alpha \leq 1/2$, для якого інтервал $[\alpha; 1 - \alpha]$ є областю визначення функції $J(t)$, що визначає ваги L -оцінки.

В [258] було запропоновано метод побудови оцінок параметрів на основі критеріїв перевірки гіпотез, де автори використали статистики рангових критеріїв при побудові оцінки параметра зсуву для вирішення двох вибірових задач та оцінки параметра положення симетричних розподілів у одновибіркових задачах. Оцінки, що побудовані на основі рангових тестів отримали назву R -оцінок. На відміну від R -оцінок, R_α -оцінки, запропоновані в [168], обраховуються аналогічно до α -усіченого середнього за неповною вихідною вибіркою x_1, \dots, x_n , тобто за вибіркою з якої попередньо видалено $[an]$ молодших та $[an]$ старших порядкових статистик, n – обсяг вибірки, α – заданий параметр, $0 \leq \alpha < 1/2$.

Розглянемо двохсторонній ранговий критерій для визначення параметру зсуву [169]. Припустимо задані дві послідовності випадкових величин x_1, \dots, x_m та y_1, \dots, y_n обсягом m та n відповідно, з функціями розподілу $F(x)$ та $G(x) = F(x - \Delta)$, де F – довільний неперервний розподіл. Для побудови двохвибірових критеріїв перевірки гіпотез виду

$$\begin{aligned} H_0 : \Delta = 0; \\ H_1 : \Delta > 0; \end{aligned} \quad (1.20)$$

рангові статистики з вагами у загальному вигляді визначаються виразом

$$W = \sum_{i=1}^n a(R_i), \quad (1.21)$$

де R_i – ранги випадкових величин y_1, \dots, y_n у змішаній вибірці обсягом $n + m$, основу якої складають вибірки x_1, \dots, x_m та y_1, \dots, y_n ; $a_i = a(i)$, $i = \overline{1, n}$ – вагові коефіцієнти рангових статистик ($a(0) \leq a(1) \leq \dots \leq a(n)$, $\sum a_i = 0$).

Наближені вагові коефіцієнти рангових статистик (1.20) визначаються за деякою φ -функцією виду

$$a(i) = \varphi\left(\frac{i}{n+m}\right), \quad i = \overline{1, n}. \quad (1.22)$$

Використовуючи наближені вагові коефіцієнти (1.21) статистики (1.20) можуть бути записані наступним чином:

$$\overline{W} = \frac{1}{n+m} \sum_{i=1}^n \varphi\left(\frac{R_i}{n+m+1}\right), \quad (1.23)$$

де R_i – ранги випадкових величин y_1, \dots, y_n у змішаній вибірці обсягом $n + m$.

1.5 Постановка проблеми та задач дослідження

Метою роботи є вдосконалення теоретичних та методологічних основ розроблення ІТ за рахунок синтезу математичних моделей управління незнанням (НЕ-факторами) різної природи на основі системного застосування методів моделювання різних видів НЕ-факторів, створення концепції нормативної теорії та методології синтезу ІТ інтелектуальної підтримки процесів підготовки та вибору оптимального рішення при плануванні та реалізації проектів різного призначення.

Для досягнення поставленої мети дисертаційного дослідження необхідно вирішити наступні задачі:

1. Провести комплексне дослідження основних видів НЕ-факторів у вигляді неповноти, неточності, невизначеності, нечіткості, неоднорідності, та їх можливих комбінацій; виконати їх аналіз, систематизацію та формалізацію.

Провести аналіз методів їх моделювання з використанням математичного апарату сучасних теорій.

2. Визначити методи та критерії ідентифікації (оцінки кількісних та якісних показників) розглянутих видів НЕ-факторів.

3. Розробити систему вирішуючих правил обґрунтованого вибору математичного апарату здатного досліджувати та моделювати аналізовані форми та види незнання (НЕ-фактори) з урахуванням специфіки вихідних даних та типу розв'язуваної задачі при моделюванні відповідних предметних та проблемних галузей знань.

4. Запропонувати математичні моделі та методи структуризації та управління експертними знаннями, які формуються та оброблюються в умовах різних форм незнання, та їх можливих комбінацій.

5. Розробити математичні моделі синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах наявності складних форм незнання (у тому числі їх комбінації), багатокритеріальності, багатоальтернативності.

6. Обґрунтувати концепцію, розробити методологію та математичні моделі нормативної теорії синтезу ІТ моделювання різних видів НЕ-факторів, орієнтованих на інтелектуальну підтримку процесів прийняття рішень.

7. Розробити ІТ моделювання виявлених НЕ-факторів, які можуть виникати в процесі отримання та обробки множини вихідних даних та експертних знань: ІТ моделювання невизначеності з використанням апарату ймовірнісного виведення; ІТ моделювання неточності з використанням апарату теорії грубих множин; ІТ моделювання неоднорідності з використанням апарату математичної статистики; ІТ моделювання комбінованих форм НЕ-факторів з використанням апарату теорії свідочств та теорії правдоподібних та парадоксальних міркувань.

8. Запропонувати функціональну структуру та розробити програмні засоби для реалізації оригінальної архітектури автоматизованої системи підтримки проведення експертиз на основі запропонованих ІТ.

9. Провести апробацію практичного застосування запропонованих ІТ ППР при плануванні та реалізації проектів в різних сферах людської діяльності.

Висновки до Розділу 1

1. В результаті проведеного аналізу праць вітчизняних і зарубіжних вчених, досліджені основні концепти та теоретичні положення моделювання різних видів незнання (нечіткість, невизначеність, неоднорідність, неповнота, неточність та ін.). Розглянуті питання про природу їх походження, викладені визначення основних термінів і понять, що відображають їх сутність. Проаналізовані різні підходи до систематизації та класифікації основних видів незнання, розкрита їх сутність, встановлено взаємозв'язок між ними.

2. Проведено комплексний аналіз, виконана формалізація та розглянуті основні особливості процесів обробки знань, що протікають під впливом таких видів незнання, як невизначеність, неоднорідність, нечіткість, неточність. Разом з тим, в реальних умовах можуть існувати і комбінація різних видів незнання, наприклад, невизначеності і нечіткості, що значно ускладнює процеси пов'язані із набуттям і аналізом знань, які можуть протікати під їх впливом.

3. На основі проведеного ґрунтовного дослідження визначені математичні теорії моделювання відповідних видів незнання. В основі кожної теорії лежить специфічний математичний апарат, і не дивлячись на деякі аналогії між ними, відображають абсолютно різні підходи до накопичення та обробки знань.

Теорія ймовірностей призначена для моделювання та оцінки елітерної або об'єктивної невизначеності, тобто невизначеності, безпосередньо пов'язаної із самою аналізованою випадковою величиною, в той час як існує і інший вид невизначеності – епістемічна чи суб'єктивна, тобто невизначеність, пов'язана із обсягом та достовірністю інформації, на підставі якої визначають ймовірнісні оцінки таких подій. Теорія нечітких множин оперує із нечіткими концепціями, які лежать в основі формування множини елементів, і дозволяють моделювати невизначеність, пов'язану із приналежністю заданого об'єкта x деякому класу

об'єктів, що мають спільну властивість A (об'єкт може одночасно належати одразу декільком класам, що мають спільну властивість A із певним значенням функції приналежності $\mu_A(x)$). В той же час на практиці можуть бути ситуації, в яких одночасно присутні різні форми незнання, наприклад, комбінація невизначеності та неточності. Такі комбінації форм незнання можуть бути промодельовані методами теорії Демпстера-Шейфера та теорії Дезера-Смарандаке. Для аналізу «неточної» експертної інформації З. Павлак запропонував теорію грубих множин, що дозволяє обробляти великі масиви невпорядкованих даних і на основі отриманих результатів формувати нові знання.

Подібність між цими теоріями полягає в способах отримання вихідної інформації. Оцінки ймовірності можуть бути отримані як об'єктивним, так і суб'єктивним (експертним) шляхом. В теорії нечітких множин, для оцінки ступенів належності елементів заданій нечіткій множині, також використовуються суб'єктивні оцінки. У теорії свідочстві та теорії правдоподібних і парадоксальних міркувань для отримання оцінок ступенів впевненості використовують тільки суб'єктивні підходи. Що ж стосується теорії грубих множин, то вона не вимагає ніякої попередньої або додаткової інформації про дані (інформації про ймовірності або про ступінь приналежності елемента множині), як в ймовірнісних методах або нечітких множинах.

Робастна статистика є узагальненням класичної параметричної статистики, відображаючи той факт, що параметричні моделі служать лише наближеному опису реальності (значна кількість загальноприйнятих припущень у параметричній статистиці, такі як нормальність, лінійність, незалежність, далеко не завжди виконуються в реальній практиці). Процедури робастного статистичного оцінювання спрямовані на «підчищення» вихідних даних і підгонку їх моделей до параметричних.

4. Проведений аналіз свідчить про те, що на сьогодні не встановлено критеріїв та процедур ідентифікації та формалізації НЕ-факторів, під впливом яких формується або аналізується множина вихідних даних. В наш час існує

значна кількість методів моделювання НЕ-факторів, але не існує дієвих процедур їх системного застосування, з метою отримання достовірних рішень. Тому важливою задачею у цьому контексті є формалізація процесів ідентифікації різних видів незнання (НЕ-факторів), які можуть впливати на процеси пов'язані із набуттям і аналізом множини вихідних даних (статистичної, аналітичної, експертної інформації) та обґрунтованого вибору математичного апарату, здатного виявляти, досліджувати та моделювати виявлені види незнання (у тому числі, їх можливі комбінації), що становить теоретичне підґрунтя для синтезу ІТ підтримки прийняття рішень з системним використанням методів моделювання НЕ-факторів як інструментальних засобів систем підтримки прийняття достовірних ефективних рішень в складних соціальних, економічних, технічних, організаційних та ін. системах, особливо при збільшенні факторів, що впливають на процеси, які протікають у таких системах.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА КОНЦЕПЦІЇ ТА МЕТОДОЛОГІЇ СИНТЕЗУ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕ-ФАКТОРІВ РІЗНОЇ ПРИРОДИ

2.1 Основні концепти нормативної теорії синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень в умовах НЕ-факторів різної природи

Розробка нормативної теорії синтезу ІТ, як комплексу формалізованих математичних моделей та системи правил інтелектуальної підтримки процесів прийняття рішень в умовах незнання різної природи, вимагає вирішення наступних задач:

- систематизація, формалізація та ідентифікація НЕ-факторів, обґрунтоване існування яких визначається цілим рядом методів їх моделювання, які базуються на традиційних, а також нових теоріях;
- порівняльний аналіз сучасних методів моделювання НЕ-факторів з метою визначення тих із них, які можуть бути використані для побудови ІТ ППР при наявності визначених видів незнання (НЕ-факторів);
- формування системи умов, критеріїв, правил, обмежень та ін., що дозволяють формувати уніфіковані алгоритми синтезу ІТ ППР на основі вирішення перших двох задач.

Вирішення зазначених задач ґрунтується на систематичному (комплексному, багатоаспектному) підході до визначення різних форм незнання, що створює умови для правильного вибору і застосування методів аналізу і структуризації вихідної інформації, з метою формування обґрунтованих та достовірних рішень.

Таким чином, основу концепції синтезу ІТ ППР складає інтелектуальна інтеграція чотирьох базових аспектів (рис. 2.1):

1. Вихідна інформація (експертні знання, статистичні, аналітичні, експериментальні дані). Вихідні дані можуть бути представлені в шкалах як кількісних, так і якісних ознак. Тип шкали вимірювань визначає характер і структуру (форму представлення) вихідної інформації.



Рисунок 2.1 – Базові складові ІТ ППР

Джерела даних можуть бути узагальнено класифіковані на дві категорії: внутрішні та зовнішні по відношенню до системи. До внутрішніх джерел відноситься інформаційна база системи, яка може включати бази та банки

даних, бази знань, бази моделей та методів; до зовнішніх даних відноситься будь-яка інформація: об'єктивна (статистична, аналітична, експериментальна / емпірична), або експертна, що отримана із зовнішніх джерел на основі методів спостереження (реєстрації), вимірювань (експериментів, тестів) або участі сторонніх осіб (інтерв'ю, опитування, фокус-групи, методи експертних оцінок). До зовнішніх джерел відносяться будь-які джерела інформації, що знаходяться за межами системи, прикладами таких джерел є зовнішні сховища даних; зовнішні носії інформації; прибори, що генерують / реєструють інформаційні потоки даних; результати експериментів, спостережень; відповіді респондентів; експерти (аналітики) і т.п. Експертні знання можуть надходити в систему як із внутрішніх, так і з зовнішніх джерел, та можуть бути виражені в формі індивідуальних та групових експертних оцінок.

Вихідні дані повинні відповідати переліку вимог (критеріїв): своєчасність, надійність, точність, змістовність, ступінь відповідності мети дослідження (релевантність); володіти наступними властивостями: об'єктивність, достовірність, повнота, актуальність, цінність, зрозумілість.

2. Комплекс НЕ-факторів знань. Термін «НЕ-фактори» використовується для позначення широкого комплексу властивостей (характеристик), притаманних будь-якій реальній СЗн, що відображають різноманітні аспекти («дефекти») цих самих знань (неповнота, неточність, невизначеність та ін.). НЕ-фактори нерозривно пов'язані з процесами формалізації та представлення існуючої СЗн в інтелектуальних системах, і мають вплив на процеси здобуття, аналізу, представлення та обробки даних та знань.

3. Множина задач аналізу. Характер проблеми (задачі), що вирішується, має безпосередній вплив на формування мети дослідження, обсяг та структуру використовуваних (вихідних) даних, спосіб їх отримання, форму представлення отриманих результатів та ін. У роботі розглянуті три основні класи задач прийняття рішень: класифікація варіантів (альтернатив), ранжування (їх упорядкування за перевагою) та вибір найкращої альтернативи.

На сьогоднішній день задачі класифікації об'єктів (альтернатив, варіантів рішень), що володіють сукупністю багатьох ознак (багатокритеріальність), відносяться до найбільш поширених на практиці задач прийняття рішень [84]. Розповсюдженість задач багатокритеріальної оптимізації пояснюється їх близькістю до багатьох практичних ситуацій, що характеризуються великою кількістю суттєвих параметрів (критеріїв). Принципова складність задач такого класу полягає в тому, що зазвичай не існує варіанту (альтернативи), який був би найкращим одразу за всіма критеріями. Ситуація значно ускладнюється при вирішенні стратегічних, довгострокових, комплексних задач, які часто є слабоструктурованими, погано піддаються формалізації та строгому теоретичному вирішенню, характеризуються комплексом невизначених параметрів. Проблемні ситуації, пов'язані з такого роду задачами, достатньо часто характеризуються невизначеністю та рядом інших видів незнання.

Існує багато класифікаційних ознак або критеріїв, за якими можна згрупувати задачі ПР, з яких можна вказати на наступні: кількість цілей; наявність часових обмежень; ступінь структуризації; характер інформації, що використовується (апріорна, апостеріорна); характер задач, що вирішуються (стратегічні, тактичні, оперативні); життєвий цикл проблеми (діагностичні, прогнозовані, поточні, стратегічні); ступінь проінформованості особи, що приймає рішення (ОПР); за кількістю ОПР (задачі індивідуального та колективного вибору); за кількістю ознак, що аналізуються (одно- та багатокритеріальні задачі). Для аналізу вказаних проблем існує достатньо великий клас методів моделювання.

4. Множина методів моделювання. Під методом моделювання будемо розуміти математичний формалізм (теорії, методи, підходи, технології), який використовують для отримання, представлення, аналізу та обробки знань і даних. Вибір методу моделювання багато в чому залежить від характеру та особливостей задачі (проблеми), що вирішується. Однак, при виборі методу / математичного апарату досліджень необхідно провести ретельний та глибокий аналіз НЕ-факторів, що характеризують відповідну проблемну

область (існуючу СЗн): виявити їх, визначити способи їх формалізації, встановити їх значимість та ступінь впливу на процеси, пов'язані з отриманням, представленням, аналізом та використанням знань і даних в рамках існуючої СЗн. Під час аналізу НЕ-факторів необхідно враховувати, з якими аспектами даних або знань вони пов'язані, оскільки по відношенню до різних категорій даних і знань одні і ті ж НЕ-фактори можуть отримувати різне трактування, наприклад, нечіткість даних та нечіткість виведення є різними поняттями, і т.п.

Пошук математичного формалізму, що дозволяє коректно оперувати вихідними даними і знаннями в умовах НЕ-факторів різної природи, повинен проводитися на всіх етапах маніпулювання даними і знаннями (видобування, аналіз, представлення, обробка, використання).

Однією із центральних проблем нормативної теорії синтезу ІТ ППР є формалізація процедури ідентифікації різних видів незнання (НЕ-факторів), в тому числі їх складних форм, породжених комплексними видами незнання, що характеризуються одночасною наявністю двох і більше видів НЕ-факторів, котрі можуть впливати на процеси, пов'язані з отриманням та аналізом вихідної сукупності даних (статистичної, аналітичної, експертної інформації). Не менш важливою задачею в цьому контексті є обґрунтований вибір методу / математичного апарату моделювання виявлених видів НЕ-факторів (в тому числі їх можливих комбінацій), здатного проводити коректну математичну обробку вихідної інформації в умовах наявності виділених видів НЕ-факторів, для генерації узагальнених даних і нової інформації, необхідної для підготовки процесу прийняття рішення та інтерпретації нових (отриманих) даних (знань).

Вирішення зазначених задач базується на системному (комплексному, багатоаспектному) підході до визначення різних форм НЕ-факторів (незнань), що створює умови для правильного вибору та застосування методів аналізу та структуризації вихідної інформації, а це, в свою чергу, дозволяє отримувати ефективні результати при моделюванні відповідних предметних та проблемних областей знань.

В основі процедури ідентифікації різних видів незнання лежить формування набору кваліметричних характеристик (критеріїв, показників, ознак) розпізнавання та виявлення аналізованих у вихідній СЗн видів НЕ-факторів (та їх комбінацій), та побудова системи вирішуючих правил ідентифікації (розпізнавання) НЕ-факторів на основі виділеного набору таких характеристик.

Вибір методів (математичного апарату) моделювання НЕ-факторів обумовлюється специфікою вирішуваної проблеми, характером (структурою) накопичених даних (знань), метою дослідження, та визначається сукупністю якісних та кількісних характеристик, що дозволяють однозначно охарактеризувати можливості (найбільш важливі та суттєві аспекти для вирішення зазначеної задачі при заданих початкових умовах) та обмеження метода-кандидата.

Розробка та розвиток нормативної теорії синтезу ІТ інтелектуального забезпечення процесу прийняття рішень сприяє становленню та розвитку теоретичних та практичних аспектів нормативної методології синтезу ІТ ППР, як сукупності систематизованих прийомів та способів інтелектуально-інформаційної підтримки процесів формування та прийняття рішень в різних сферах людської діяльності, представлених у формі підходів / процедур / алгоритмів / методів / методик вирішення різноманітних прикладних проблем. Таким чином, нормативна методологія дає певні засоби для вирішення поставлених прикладних задач та є основою для процесів алгоритмізації та програмної реалізації запропонованих математичних моделей, методів, процедур вирішення прикладних задач в області теорії вибору та прийняття рішень.

Таким чином, нормативна теорія (сукупність уніфікованих математичних моделей та методів) та нормативна методологія (сукупність стандартних алгоритмів реалізації запропонованих математичних моделей, методів, процедур, методик) синтезу ІТ інтелектуального забезпечення процесу прийняття рішень покликані вирішувати широке коло теоретичних та

прикладних задач, пов'язаних з процесами накопичення, управління та структуризації інформаційних (даних) та інтелектуальних (знань) ресурсів в умовах наявності різного роду обмежень, що накладаються специфікою вирішуваної задачі та видів незнання (НЕ-факторів), з метою генерації узагальнених (агрегованих) даних та інтерпретації отриманих даних (знань), необхідних для підготовки процесу прийняття рішень. І складають основу побудови інструментальних засобів автоматизованих систем штучного інтелекту та підтримки прийняття ефективних та оптимальних рішень.

2.2 Розробка математичних моделей процесу синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень

Складові ІТ моделювання НЕ-факторів в загальному вигляді можна представити наступним кортежем [318]:

$$IT = \langle Z, ST, NF, MN, B \rangle, \quad (2.1)$$

де $Z = \{z_i \mid i = \overline{1, k}\}$ – множина задач, що підлягають вирішенню;

ST – структура даних;

$NF = \{nf_i \mid i = \overline{1, p}\}$ – множина НЕ-факторів знань, що моделюються в системі;

$MN = \{M_i \mid i = \overline{1, n}\}$ – множина методів моделювання НЕ-факторів, які визначені для кожної задачі окремо;

B – процедура вибору математичного апарату (методу) моделювання НЕ-факторів, яку в загальному виді можна представити як кортеж:

$$B = \langle T, D, ST, SP, G, F, KN, SRM \rangle, \quad (2.2)$$

де T – тип задачі структуризації даних;

$D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$ – множина вихідних даних, представлених у формі ST ;

$SP = \{s_q \mid q = \overline{1, u}\}$ – множина вимірювальних шкал аналізованих даних;

G – процедура ідентифікації НЕ-факторів знань;

F – функція вибору математичного апарату моделювання НЕ-факторів;

$KN = \{K_j \mid j = \overline{1, o}\}, |K_j| > 1$ – множина критеріїв, вибору методу моделювання m_j , що дозволяють однозначно охарактеризувати можливості та обмеження визначеного методу;

SRM – система вирішуючих правил вибору методу m_j , на основі визначеного набору критеріїв K_j .

Процедуру ідентифікації НЕ-факторів у загальному виді можна представити як кортеж:

$$G = \langle D, NF, CN, SRN \rangle, \quad (2.3)$$

де $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$ – множина вихідних даних;

$NF = \{nf_i \mid i = \overline{1, p}\}$ – множина НЕ-факторів, що моделюються у системі;

$CN = \{C_i \mid i = \overline{1, p}\}$ – множина критеріїв розпізнавання та виявлення НЕ-факторів;

SRN – система вирішуючих правил ідентифікації НЕ-фактору nf_i , на основі виділеного набору критеріїв C_i .

У роботі розглянуто 5 базових видів НЕ-факторів: неоднорідність (неузгодженість), неповнота, невизначеність, неточність, нечіткість та 4 комбінації НЕ-факторів: невизначеність + неузгодженість (конфлікт), невизначеність + нечіткість, невизначеність + суперечливість, невизначеність + неточність.

Розглянемо основні етапи побудови ІТ моделювання НЕ-факторів:

1. Визначення типу розв'язуваної задачі вибору.

В роботі розглянуті два основні типи задач вибору. Перша задача полягає в ранжируванні елементів множини $\{D\}$, отримані бінарні відношення можуть характеризуватися лінійним або слабким порядком. Друга задача полягає в виділенні з вихідної множинності $\{D\}$ деякої підмножини $\{D^*\}$ такої, що $\{D^*\} \subseteq \{D\}$, елементи якої мають загальні властивості.

2. Визначення структури даних.

Структура даних ST визначається заданою шкалою вимірювань $s_q \in SP$, $q = \overline{1, u}$.

Вихідні дані можуть бути представлені в шкалах кількісних (шкала інтервалів, відношень, абсолютна) і якісних (шкала найменувань, порядку) ознак.

Структура даних характеризує модель вихідних даних $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$ і форму їх представлення у вигляді міток, ранжувань, чисел, інтервалів, бінарних відношень та ін.

Форма представлення вихідних даних багато в чому залежить від характеру вирішуваної задачі та поставлених цілей дослідження.

3. Формування сукупності вихідних даних $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$, у відповідності до заданої шкали вимірювань s_q .

4. Виявлення НЕ-факторів, що присутні у вихідному наборі даних $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$, або виникаючих в процесі їх виявлення.

Процедура ідентифікації виду незнання являє собою сукупність правил виявлення аналізованих в системі видів незнання, на основі заданого набору критеріїв їх ідентифікації.

Припустимо $NF = \{nf_i \mid i = \overline{1, p}\}$ – множина модельованих в СППР НЕ-факторів. Кожному НЕ-фактору nf_i відповідає набір (множина) критеріїв $C_i = \{c_j^{(i)} \mid j = \overline{1, t}\}$, $C_i \subset CN$, що дозволяють однозначно ідентифікувати присутність nf_i у вихідному наборі даних $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$.

Представивши сукупність вирішуючих правил $SR_i = \{R_l^{(i)} \mid l = \overline{1, h}\}$, $SR_i \subset SRN$ можна встановити порядок ідентифікації НЕ-фактору nf_i у вихідному наборі даних:

$$R_l^{(i)} : (c_j^{(i)}, D) \rightarrow nf_i. \quad (2.4)$$

ЯКЩО D характеризується наявністю $c_j^{(i)} \in C_i$, **ТО** має місце НЕ-фактор nf_i .

При цьому антецедент може формуватися на основі операцій \vee і \wedge , та їх комбінацій, наприклад:

$$R_1^{(i)} : \forall c \in C_i : (\wedge c, D) \rightarrow nf_i; \quad (2.5)$$

$$R_2^{(i)} : \exists c \in C_i : (c_j^{(i)} \vee c_{j+1}^{(i)}, D) \rightarrow nf_i; \quad (2.6)$$

та ін.

5. Вибір математичного апарату (методу) моделювання виявлених НЕ-факторів.

Процедура вибору математичного апарату може бути представлена методом або групою методів, що дозволяють коректно оперувати даними в умовах наявності виділеного виду незнання (НЕ-фактора), або їх групи. Структура вихідних даних впливає на вибір методу моделювання НЕ-факторів.

Припустимо $MN = \{M_i \mid i = \overline{1, p}\}$ – множина методів моделювання НЕ-факторів, де $M_i \subset MN$ являє собою підмножину методів $M_i = \{m_j^{(i)} \mid j = \overline{1, p^*}\}$, ($p^* \leq p$), що дозволяють коректно оперувати даними в умовах наявності НЕ-фактору nf_i .

Метод моделювання $m_j^{(i)} \in M_i$ визначається на основі заданої функції вибору, яка може бути представлена як

$$F = f(T, ST, K_j^{(i)}, s_q, nf_i), \quad (2.7)$$

де T – тип задачі структуризації (вибору); ST – структура даних; $K_j^{(i)}$ – набір (множина) критеріїв вибору методу $m_j^{(i)} \in M_i$, при наявності НЕ-фактору nf_i , $K_j \subset KN$; s_q – задана шкала вимірювань $s_q \in SP$; nf_i – виділений НЕ-фактор, або їх комбінація.

2.3 Методологія синтезу інформаційних технологій підтримки прийняття рішень

Системна методологія синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів дозволяє генерувати ІТ прийняття рішень на основі сформованого набору правил та сукупності параметрів синтезу ІТ, таких як тип задачі аналізу даних, структура даних, виявлені види НЕ-факторів, або їх комбінацій та ін. [305]. На рис. 2.2 наведені етапи процедури синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів знань.

Методологія синтезу ІТ формально може бути представлена у вигляді наступних послідовних етапів:

Етап 1. Визначення цілі (цілей) аналізу (оцінювання).

В системному аналізі виділяють два типи цілей. Якісною називають ціль, досягнення якої виражається в номінальній шкалі або в шкалі порядку. Кількісною називають ціль, яка виражається в кількісних шкалах. Від визначення цілі оцінювання залежить форма представлення результату оцінювання.

Етап 2. Визначення складу та структури задачі аналізу.

В роботі [31] виділено 5 базових типів задач інтелектуального аналізу даних: 1) класифікація (розпізнавання з «вчителем», ранжування); 2) кластеризація (визначення притаманного досліджуваним даним розбиття на однорідні групи – кластери); 3) виявлення асоціацій; 4) виявлення послідовностей; 5) прогнозування.

В теорії прийняття рішень виділяють три основні задачі прийняття рішень [84, 85]: впорядкування альтернатив (ранжування); розподіл альтернатив за класами рішень; вибір кращої альтернативи.

Тип задачі аналізу вихідних даних визначає вид процедури структуризації даних, з метою вироблення результуючого рішення. Так, наприклад, для вирішення задачі вибору кращої альтернативи, може бути використана процедура ранжування вихідної множини альтернатив.



Рисунок 2.2 – Процедура синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів знань

Етап 3. Визначення способу отримання вихідної інформації.

Методи отримання інформації умовно можна розділити на наступні

групи:

1. емпіричні – методи отримання емпіричної інформації (емпіричних даних);
2. теоретичні – методи отримання теоретичної інформації (побудова теорій);
3. емпірично-теоретичні (змішані, напівемпіричні) – методи отримання емпірично-теоретичної інформації.

Найбільше поширення отримали емпіричні методи отримання інформації, серед яких виділяють опис, порівняння, вимірювання, спостереження, експеримент, аналіз та ін. Прикладом емпіричних даних є результати досліджень, відповіді респондентів, оцінки експертів, результати спостережень, вимірювань та ін. Одним із найбільш поширених емпіричних методів є метод експертних оцінок. Розрізняють індивідуальні та колективні експертні оцінки.

Отримання інформації може мати як якісний, так і кількісний характер, та являє собою оцінки в одній із п'яти базових типів шкал вимірювань. Числові шкали (абсолютна, бальна) застосовуються, наприклад, для вимірювання кількості об'єктів (предметів, подій та ін.), або показують на скільки балів показник одного об'єкту відрізняється від показника іншого об'єкта. Оцінки, отримані в таких шкалах, являють собою звичайні натуральні числа, значення яких знаходяться в певному інтервалі.

Порядкова шкала застосовується для вимірювання впорядкування (ранжування) об'єктів за одною або у сукупністю ознак. Числа в порядковій шкалі використовуються для встановлення порядку між об'єктами за допомогою двох видів відношень: еквівалентності та переваги.

У шкалі попарних порівнянь відображаються відношення властивостей об'єктів, тобто в скільки разів властивість одного об'єкта переважає цю ж властивість іншого об'єкта. Відношення, які задаються на цій шкалі, мають вигляд: переваги ($>$ або $<$) та еквівалентності (\sim). При виконанні вимірювань у

шкалі відношень, широке розповсюдження отримала процедура попарного порівняння об'єктів.

Вибір способу отримання вихідної інформації впливає на структуру вихідних даних.

Етап 4. Синтез ІТ прийняття рішень в умовах виділених НЕ-факторів знань.

Основу методології синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів складає модель виду:

$$SIT = \langle V, PS, IT, SGR, IP, R \rangle, \quad (2.8)$$

де V – вектор вхідних параметрів (первинна інформація);

PS – множина параметрів (критеріїв) синтезу ІТ, $PS = PS^V \cup PS^P$;

IT – процедура синтезу ІТ;

SGR – система правил генерації ІТ прийняття рішень;

IP – інформаційні процеси;

R – вектор параметрів-результатів.

Вектор вихідних параметрів містить множину параметрів, умов та обмежень, необхідних для вирішення поставленої задачі структуризації вихідної інформації, множину вихідних даних (отримуваних до проведення процедури структуризації інформації, що підлягає аналізу, наприклад, експертних оцінок), структуру вихідних даних та ін. вихідні дані системи.

Процедура синтезу ІТ являє собою сукупність взаємопов'язаних, послідових процесів, пов'язаних з отриманням та обробкою (аналізом) множини вихідних (синтезованих в процесі аналізу) даних та знань інтерпретацією отриманих результатів, що протікають в умовах різного роду незнання, і використовуваних для вирішення поставленої задачі (проблеми). Процедура синтезу ІТ прийняття рішень описана в п. 2.2. та представлена узагальненою моделлю, наведеною на рис. 2.2.

Параметри (критерії синтезу ІТ) $PS = \{Par_i | i = \overline{1, m}\}$ можна умовно розділити на дві категорії: множина вихідних (PS^V) та множина проміжних

(PS^P) параметрів, таким чином, отримаємо $PS = PS^V \cup PS^P$. Множина PS^V може бути сформована на основі значень вектору вхідних параметрів V . До числа таких параметрів можна віднести: характер розв'язуваної задачі (індивідуальний, груповий вибір; одно-, багатокритеріальна та ін.), вид процедури структуризації даних (вибір, ранжування, групування та ін.), форма представлення вихідних даних, структура даних (ранжування, умовні градації, слова, числа та ін.), спосіб отримання вихідної інформації, форма представлення результату та ін., ці параметри можуть бути отримані безпосередньо з поставленої мети (цілей) дослідження, висунутих обмежень та умов, положень сценарію (регламенту) проведення експертизи та ін., тобто відомі на початковому етапі (до проведення експертизи).

Оскільки ІТ являє собою процес, що використовує сукупність засобів та методів збору, обробки, візуалізації та передачі даних для вироблення нової інформації, то деякі параметри ІТ (PS^P) можуть бути сформовані безпосередньо в процесі отримання та обробки накопиченої інформації. До числа таких параметрів можна віднести: виділені види НЕ-факторів; використовуваний математичний апарат моделювання виділених НЕ-факторів та ін. Оскільки ІТ являє собою комплекс взаємопов'язаних процесів, спрямованих на переробку інформації, частина з яких носить послідовний характер, ці параметри не можуть бути отримані на початковому етапі, оскільки синтезуються (формується) по мірі протікання вказаних процесів.

Правило генерації ІТ являє собою алгоритм вирішення поставленою задачі аналізу на основі використовуваного математичного апарату з урахуванням специфіки вихідних даних.

Для побудови правил генерації ІТ можна використовувати як один критерій Par_i , так і їх комбінації $\wedge Par_i, i \leq m$.

Правила генерації ІТ можна представити у наступному вигляді:

– виділено один критерій синтезу ІТ:

$$PIT_j : Par_i \rightarrow IT_j, \quad (2.9)$$

– виділено ряд критеріїв синтезу ІТ:

$$PIT_{j+1} : \bigwedge Par_i \rightarrow IT_{j+1}, i \leq m. \quad (2.10)$$

У ролі антецедента використовується один, або комбінація критеріїв синтезу ІТ, в ролі консеквента виступає згенерована, з урахуванням сформованих критеріїв, інформаційна технологія.

Вектор параметрів-результатів представляє собою сукупність вихідних параметрів системи, що визначаються змістом та специфікою конкретної (вирішуваної) задачі чи проблеми, на основі яких відбувається вироблення та прийняття рішення стосовно виконання будь-якої дії (синтезується управлінське рішення).

На рис. 2.3 наведена узагальнена структурна схема синтезу ІТ прийняття рішень.

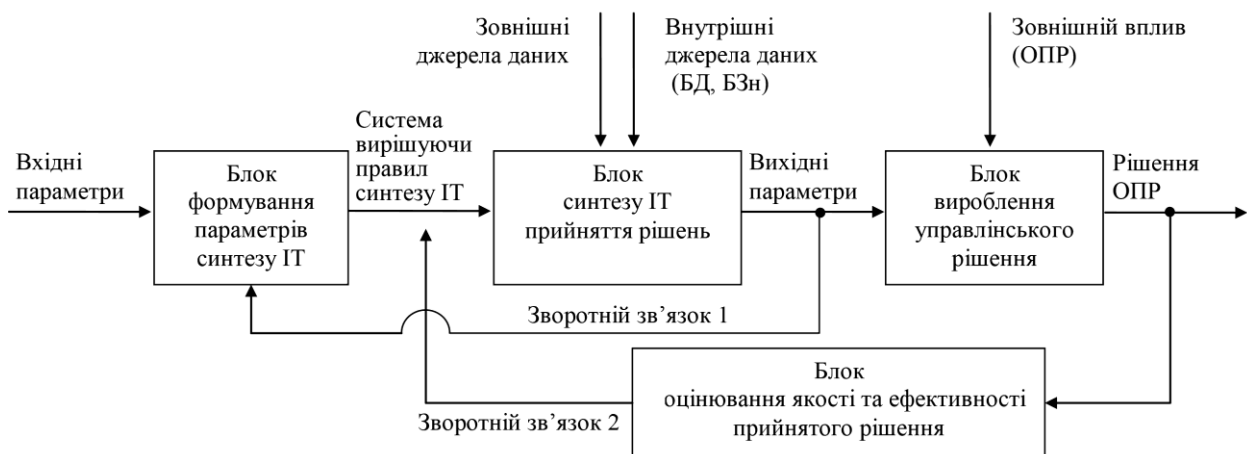


Рисунок 2.3 – Узагальнена структурна схема синтезу ІТ прийняття рішень

В блоці *формування параметрів синтезу ІТ* на основі отриманих вхідних даних V виробляється перелік параметрів синтезу ІТ PS^V , які покладаються в основу формування правил генерації ІТ на попередньому етапі. Далі вже в блоці *синтезу ІТ прийняття рішень* продукується множина параметрів PS^P , і формуються результуючі правила генерації ІТ прийняття рішень.

У блоці *синтезу ІТ прийняття рішень* розв'язуються наступні послідовні задачі: формування сукупності вихідних даних, ідентифікації НЕ-факторів знань, вибір математичного апарату моделювання виділених НЕ-факторів,

аналіз отриманої експертної інформації, її візуалізація та підготовка до ОПР. При проведенні експертної процедури з декількох турів – відбувається неодноразове виконання трьох перших задач.

Процедура формування сукупності вихідних даних багато в чому залежить від обраного способу отримання вихідної інформації. На цьому етапі вихідні дані набувають форму чисел, ранжувань, парних порівнянь, інтервалів та ін., в залежності від обраної шкали вимірювань. Таким чином, формується структура вихідних даних. Вихідні дані можуть бути отримані як із внутрішніх, так і з зовнішніх джерел.

Вибір методу моделювання НЕ-факторів залежить від структури вихідних даних та видів незнання, що впливають на процеси отримання інформації і формування набору вихідних даних, або містяться у вихідному наборі даних. Алгоритм вибору математичного апарату моделювання виділених НЕ-факторів наведений в п. 2.4.

Результатом процесів, що відбуваються в цьому блоці, є структурована для прийняття рішення (для ОПР) інформація, що відповідає поставленим цілям аналізу. Якщо з якихось причин вихідні параметри не задовольняють поставленим вимогам (зворотний зв'язок 1), то вносяться зміни в критерії синтезу ІТ (ці зміни стосуються множини PS^P), і як наслідок, відбувається корекція правил генерації ІТ. В найгіршому випадку відбувається повторення процедури формування сукупності вихідних даних (в цьому випадку може бути змінено множину PS^V , наприклад, змінено склад експертної групи, форму представлення вихідних даних, уточнено характер розв'язуваної задачі та ін.).

В блоці *вироблення управлінського рішення* відбувається результуючий аналіз структурованої експертної інформації, інтерпретація отриманих результатів, виробляється управлінське рішення. Далі для обраного рішення виконується оцінювання його якості та ефективності, контроль та коригування. В загальному випадку оцінка якості рішення може проводитися на стадіях вироблення, прийняття та реалізації рішення. В якості показника ефективності (якості) прийнятого рішення може бути використаний, наприклад, показник

економічної ефективності його реалізації. Результати отриманих оцінок якості можуть бути збережені в базу знань (БЗ) та відображені в системі вирішуючих правил синтезу ІТ прийняття рішень (зворотний зв'язок 2).

Основні принципи синтезу ІТ інваріантні до типу вирішуваної задачі і способу виявлення та представлення вихідної інформації.

Розглянемо приклад генерації ІТ структуризації експертних оцінок в умові наявності НЕ-факторів на основі запропонованої концепції (рис. 2.4).

Для побудови правила синтезу ІТ було використано один критерій K_1 – спосіб отримання вихідної інформації: метод експертних оцінок, як процедура отримання первинних емпіричних даних.

Правило генерації ІТ:

$$PIT : Par_1 \rightarrow IT .$$

Розглянемо структуру та основи положення ІТ структуризації експертних оцінок.

В загальному вигляді процедура виявлення та обробки експертної інформації складається з наступних етапів:

1. Виявлення мети оцінювання. На цій стадії визначається склад задачі оцінювання та тип процедури структуризації експертних оцінок, форма представлення очікуваного результату.

2. Формування робочої групи та розробка сценарію проведення експертизи. В рамках даного етапу вирішуються технічні питання проведення експертизи та спосіб представлення експертних оцінок (наприклад, текст (слова), умовні градації, числа, ранжування, розбиття та ін.).

3. Формування експертної групи здійснюється у відповідності до їх компетентності.

4. Збір експертної інформації, її структуризація.

5. Ідентифікація видів незнання, які можуть мати місце в отриманій інформації.

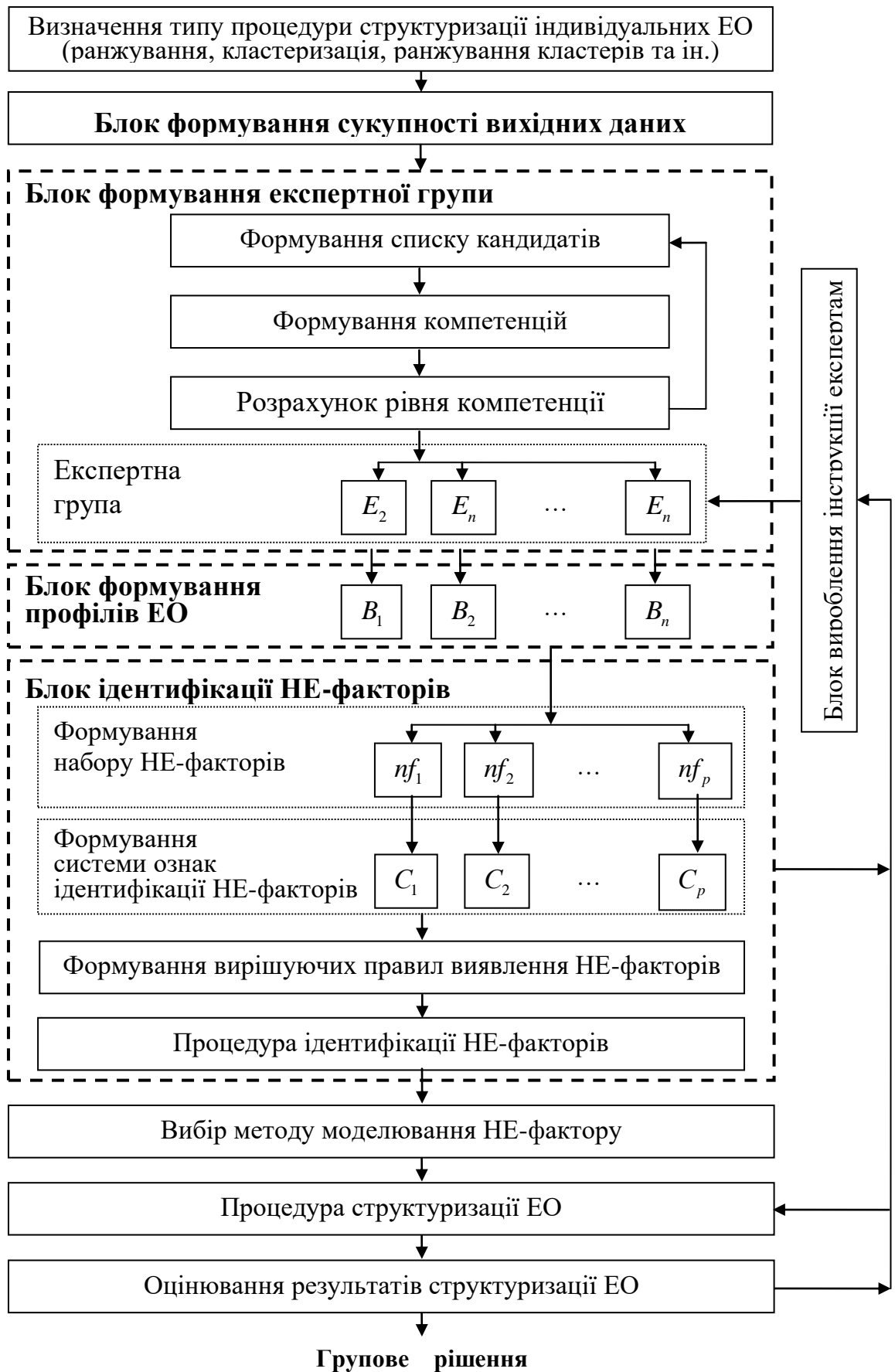


Рисунок 2.4 – Структура ІТ структуризації ЕО в умовах наявності НЕ-факторів знань

6. Вибір математичного апарату, що дозволяє оперувати з виділеними видами незнання.
7. Аналіз експертної інформації на основі обраного методу.
8. Аналіз отриманих результатів та вироблення результуючого рішення.

2.4 Процедура вибору математичного формалізму моделювання НЕ-факторів

Процедуру вибору методу моделювання виявлених НЕ-факторів в загальному вигляді можна представити кортежем (2.2).

Припустимо $MN = \{M_i \mid i = \overline{1, p}\}$ – множина методів моделювання НЕ-факторів, де $M_i \subset MN$ – підмножина методів $M_i = \{m_j^{(i)} \mid j = \overline{1, p^*}\}$, ($p^* \leq p$), що дозволяє коректно обробляти дані в умовах наявності НЕ-фактора nf_i . Кожному методу $m_j^{(i)}$ ставиться у відповідність множина критеріїв $K_j^{(i)} = \{k_{jl}^{(i)} \mid l = \overline{1, o^*}\}$, що дозволяють однозначно охарактеризувати можливості та обмеження методу $m_j^{(i)}$ для вирішення поставленої задачі T в умовах наявності НЕ-фактора nf_i присутнього у вихідному наборі даних $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$.

Тоді $\forall nf_i$ може бути побудована матриця характеристичних властивостей методів моделювання nf_i :

$$KN_i = \begin{pmatrix} K_1^{(i)} \\ K_2^{(i)} \\ \dots \\ K_j^{(i)} \\ \dots \\ K_{p^*}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_{11}^{(i)} & k_{12}^{(i)} & \dots & k_{1o^*}^{(i)} \\ k_{21}^{(i)} & k_{22}^{(i)} & \dots & k_{2o^*}^{(i)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ k_{j1}^{(i)} & k_{j2}^{(i)} & \dots & k_{jo^*}^{(i)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ k_{p^*1}^{(i)} & k_{p^*2}^{(i)} & \dots & k_{p^*o^*}^{(i)} \end{pmatrix}, \quad (2.11)$$

де j -ий рядок містить значення характеристичних властивостей (критеріїв) $K_j^{(i)}$ методу $m_j^{(i)}$; l -ий стовпчик – значення критерію $k_{jl}^{(i)} \in K_j^{(i)}$ для $\forall m_j^{(i)} \in M_i$.

На основі значень матриці (2.11) $KN_i \subseteq MKN$, для кожного $m_j^{(i)} \in M_i$, $M_i \subset MN$ можна побудувати систему вирішуючих правил $RP_i = \{Rm_j^{(i)} \mid j = \overline{1, p^*}\}$, $RP_i \subset SRM$, де $Rm_j^{(i)}$ являє собою правило (або набір правил) вибору методу $m_j^{(i)} \in M_i$ в умовах НЕ-фактору nf_i .

Процедура вибору методу моделювання НЕ-факторі nf_i здійснюється в чотири етапи:

Етап 1. Групування аналізованих (доступних у системі) методів $MN \Rightarrow \{\{Gr_1\}, \{Gr_2\}, \dots, \{Gr_z\}\}$, ($Gr_z \subseteq MN$, $\{Gr_z\} = \{m_1, \dots, m_r\}$, $t \geq z \geq 1$, $t \geq r \geq 1$), $t = |MN|$, за переліком ознак $K^* \subset MKN$ ($K^* = K_1^* \cup K_2^*$), що характеризують вихідні параметри вирішуваної задачі (K_1^* – множина базових ознак; K_2^* – множина додаткових ознак).

До таких ознак можуть бути віднесено тип необхідного рішення (вибір кращої альтернативи або виділення групи (рівнозначних) альтернатив, впорядкування альтернатив та ін.); обмеження в часі, що відводиться для вирішення аналізованої проблеми; структура вихідних даних (вид шкали, характер оцінок); структура множини альтернатив (скінчена множина; можливість появи нових альтернатив, в ході вирушення поставленої задачі); тип процедури вибору (одно-, багаторазова); наявність критеріїв вибору – некритеріальні (вибір на основі бінарних відношень, застосування функцій вибору) та критеріальні (одно / багатокритеріальні) задачі структурування альтернатив; кількість ОНР / експертів (задачі індивідуального, групового вибору).

Серед зазначеного набору ознак, може бути виділено множину базових (K_1^*) і множину допоміжних (K_2^*) ознак, $K^* = K_1^* \cup K_2^*$. На основі математичного апарату теорії грубих множин, вихідна аналізована сукупність

методів може бути розділена на групи методів, у відповідності до заданої ознаки (наприклад, за типом вирішуваної задачі), що застосовуються для вирішення аналізованої задачі ($\forall k \in K_1^* : (\wedge k) \rightarrow Gr_z$), на основі набору базових характеристик, а також може бути виділена сукупність методів, які потенційно можуть бути використані (на основі набору допоміжних характеристик) для вирішення поставленої задачі.

На цьому етапі можна відфільтрувати частину методів, непридатних для вирішення поставленої задачі при обмеженнях, що накладаються, виходячи з постановки задачі, формулювання мети аналізу і структури вихідних даних. Більш детальний аналіз проводиться серед групи методів, що задовольняють поставленим умовам та обмеженням.

Етап 2. Формування маски значень характеристичних властивостей (якісних, кількісних) показників потенційних методів моделювання.

Значення сформованої маски використовуються як порогові значення в отриманій системі вирішуючих правил, формуючи множину методів-кандидатів, що дозволяють коректно оперувати набором вихідних даних $D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$ для вирішення поставленої задачі в умовах виявлення виду НЕ-фактору nf_i (або комбінації декількох видів, що одночасно присутні у вихідному наборі даних). Для уникнення конфліктних ситуацій та зменшення розмірності множини методів-кандидатів можуть бути визначені пріоритети елементів маски.

Етап 3. Формування *SRM* системи вирішуючих правил вибору методу моделювання, які заносяться в базу знань (БЗн) системи, виду:

$$Rm_j^{(i)} : \forall k_{jl}^{(i)} \in K_j^{(i)} : (\wedge k_{jl}^{(i)}, nf_i) \rightarrow m_j^{(i)}, \quad (2.12)$$

або

$$Rm_j^{(i)} : \exists k_{jl}^{(i)} \in K_j^{(i)} : (k_{jl}^{(i)}, nf_i) \rightarrow m_j^{(i)}, \quad (2.13)$$

або

$$Rm_j^{(i)} : \exists(k_{jl}^{(i)}, k_{jc}^{(i)}) \in K_j^{(i)} : (k_{jl}^{(i)} \vee k_{jc}^{(i)}, nf_i) \rightarrow m_j^{(i)}, \forall(l, c) < o^*, \quad (2.14)$$

де $m_j^{(i)} \in M_i$, $M_i \subseteq Gr_z$, $K_j^{(i)} \subseteq KN \setminus K^*$, $Rm_j^{(i)} \in SRM$.

Етап 4. Вибір методу (групи альтернативних методів).

Якщо за результатами попереднього етапу було обрано більше ніж один метод, то на четвертому етапі формуються критерії оцінки ефективності та результативності методів-кандидатів. До числа таких критеріїв можна віднести: надійність (можливість отримання достовірних та відтворюваних результатів), валідність / адекватність (ступінь відповідності методу своєму призначенню), чутливість методу, трудомісткість (затрати часу та ін. ресурсів), об'єктивність отриманих результатів, доступність та зручність використання, ефективність досягнення мети, робастність та ін. Значення кожного критерію виражаються в числовому вигляді, після чого вирішується задача багатокритеріальної оптимізації для вибору оптимального рішення.

Отримані дані заносяться в БД системи. Таким чином, може бути сформована бібліотека методів моделювання вирішення найбільш розповсюджених задач (проблем) прийняття рішень.

Розглянемо приклад вибору методу рішення задачі багатокритеріального вибору. На рис. 2.5. наведена стисла класифікація методів багатокритеріального вибору. На рис. 2.5 відображена лише невелика частина методів, що застосовуються для вирішення задачі багатокритеріального вибору.

Багатокритеріальні методи прийняття рішень умовно можна розділити на дві групи: багатооб'єктні методи прийняття рішень (*Multiple Objective Decision Making, MODM*) та багатоатрибутні методи прийняття рішень (*Multiple Attribute Decision Making, MADM*).

Методи багатооб'єктного прийняття рішень дозволяють вирішувати задачі, в яких множина альтернативних варіантів не є скінченою. Задачі такого типу формуються як задачі математичної оптимізації.

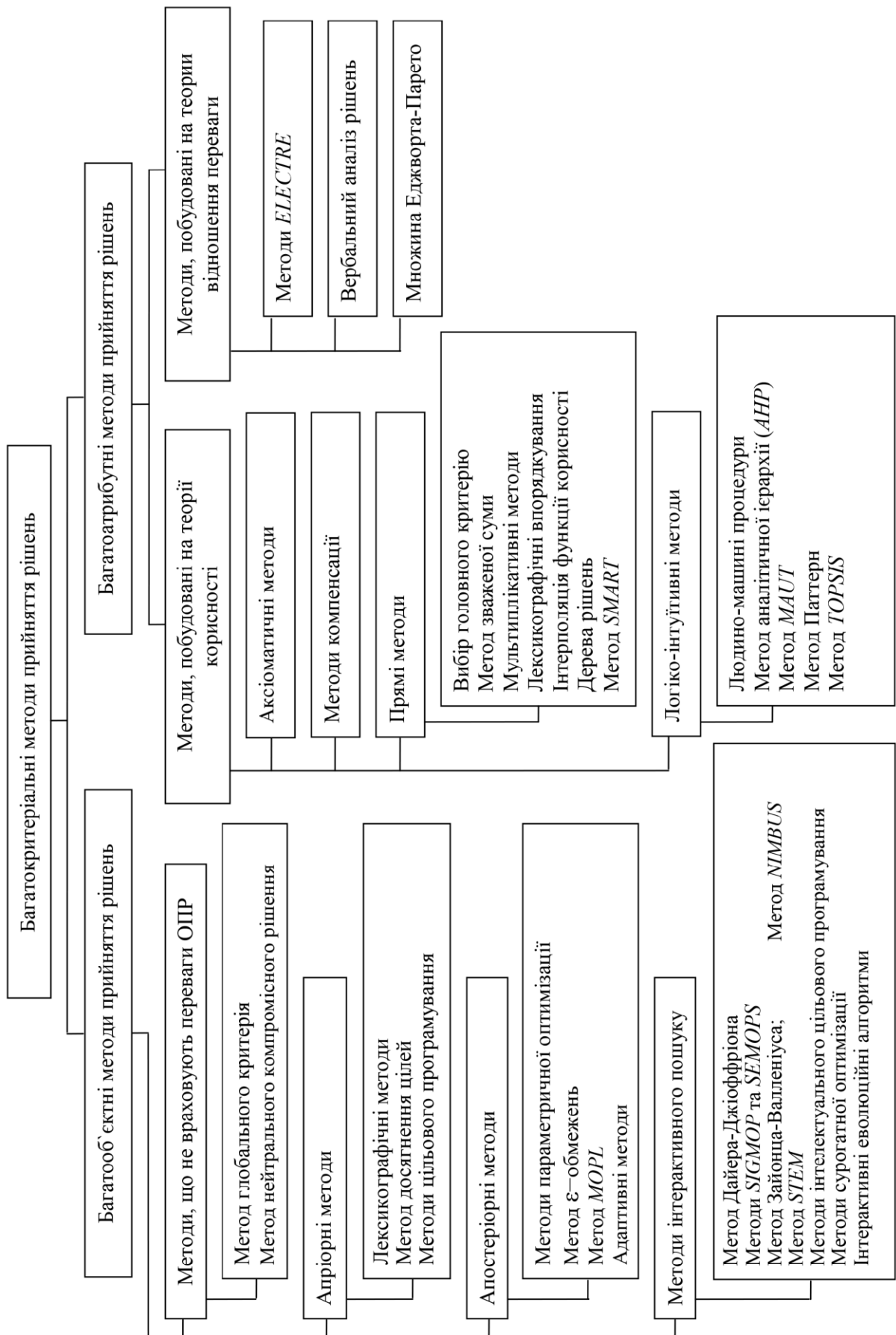


Рисунок 2.5 – Класифікація методів багатокритеріального вибору

В таких задачах один з варіантів являє собою змінну, яка может приймати довільні значення в заданому інтервалі [92]. Методи багатоатрибутного прийняття рішень дозволяють вирішувати задачі в умовах скінченої множини варіантів.

В науковій літературі виділяють три основні підходи для отримання багатокритеріального оптимального рішення [42]: методи, що враховують вагу (корисність) цільових функцій; методи цільового програмування; інтерактивні методи. В методах першого типу [42] і в методах другого типу [206] кожній із цільових функцій експерт задає вагу, що дозволяє знайти компромісне рішення з найбільшою сумарною вигодою, якому відповідає комбінація зважених індивідуальних цільових функцій. В методах третього типу [230] аналізується локальна інформація відповідно до компромісного рішення.

Відповідно до характеру розв'язуваної задачі [182] методи багатокритеріального вибору можна розділити на наступні групи: методи, що застосовуються для вирішення задачі вибору єдиного оптимального рішення (альтернативи); методи, що застосовуються для вирішення задачі ранжування альтернатив за перевагою; методи, що застосовуються для вирішення задачі кластеризації альтернатив на однорідні, в певному сенсі, підгрупи, при цьому мається на увазі, що альтернативи які належать одній групі повинні бути достатньо близькі; методи, що використовуються для дослідження простору доступних рішень (альтернатив) на основі їх характерних особливостей (ознак, властивостей та ін.).

В загальному вигляді, постановка задачі багатокритеріального вибору може бути сформульована наступним чином. Припустимо задана глобальна мета, множина допустимих об'єктів (альтернатив) $A = \{a_i \mid i = \overline{1, n}\}$ і вектор $f = (f_1, f_2, \dots, f_m)$, елементи котрого являють собою числові функції (критерії), які характеризують основні параметри заданої множини об'єктів A . Значення $\overline{F}(a) = \{f_j(a) \mid j = \overline{1, m}\}$ векторного критерію f при деякому $a \in A$, являє собою векторну цільову функцію (векторну оцінку) можливого рішення a . Задача

зводиться до пошуку такого рішення $a^* \in A$, при якому $\bar{F}(a^*) \rightarrow \underset{a^* \in A}{extr}$. В ряді випадків найкращою (оптимальною) вважається така альтернатива a^* , для якої досягається максимум функції $\bar{F}(a^*)$, тобто $a^* = \arg\{\max_i \bar{F}(a_i)\}$, $a^* \in A$.

Припустимо, що вирішувана задача багатокритеріального вибору характеризується наступними початковими умовами:

тип рішення	вибір кращої альтернативи або виділення групи (рівнозначних) альтернатив
тип процедури вибору	однократна
наявність критеріїв вибору	багатокритеріальна
кількість ОПР / експертів	1
структура даних	ієрархія
спосіб отримання ЕО	попарні порівняння

Для вирішення поставленої задачі можуть бути застосовані методи: метод аналізу ієрархій (МАІ) [395], аналітична процедура структурування множини альтернатив [80], критеріальний метод аналітичної стохастичної процедури [83].

Введемо додаткові обмеження:

Структура множини альтернатив	Скінчена множина
Форма представлення ЕО	обмеження відсутні

Для вирішення поставленої задачі можуть бути використані різні модифікації МАІ.

Припустимо задана множина модифікації МАІ $M_{AHP} = \{m_j^{AHP} \mid j = \overline{1, r}\}$, і базовий набір критеріїв $K_{AHP} = \{k_i^{AHP} \mid i = \overline{1, z}\}$, що дозволяють однозначно охарактеризувати кожен із методів m_j , що розглядаються.

Для вибору модифікації МАІ, можуть бути використані наступні критерії [95]: тип ієрархії (k_1^{AHP}), що визначає характер зв'язку між критеріями та альтернативами; спосіб формування матриць попарних порівнянь (МПП), k_2^{AHP} ;

метод отримання вектору пріоритетів (k_3^{AHP}); метод синтезу підсумкового рішення (k_4^{AHP}).

На основі отриманих даних можна створити матрицю критеріїв вибору модифікацій МАІ KN_{AHP} .

Таким чином, задачу вибору модифікацій МАІ можна умовно розбити на три підзадачі: вибір формування МПП, вибір методу отримання вектору пріоритетів, вибір методу синтезу підсумкового рішення. Розглянемо послідовно кожен з них.

1. Задача вибору способів формування МПП.

Припустимо, задана множина способів формування МПП $M_{mps} = \{m_j^{mps} \mid j = \overline{1, q}\}$, і базовий набір критеріїв $K_{mps} = \{k_i^{mps} \mid i = \overline{1, t}\}$, що дозволяють однозначно охарактеризувати кожен із методів m_j , що розглядається.

Сформуємо ряд критеріїв, що дозволяють охарактеризувати різні способи формування МПП: обмеження на кількість елементів на кожному рівні ієрархії (k_1^{mps}); умова взаємовиключності об'єктів (k_2^{mps}); умова взаємовичерпності об'єктів (k_3^{mps}); наявність об'єктів ідентичних за одним або декількома аналізованими властивостями (k_4^{mps}); можливість пред'явлення об'єктів через проміжки часу (k_5^{mps}); форма представлення ЕО (k_6^{mps}); можливість виділення груп альтернатив (k_7^{mps}); обов'язкова умова оцінювання всіх аналізованих об'єктів (k_8^{mps}). В роботах [94, 193, 204, 223, 437] запропоновано ряд способів формування МПП.

Таким чином, можна створити матрицю критеріїв вибору способу формування МПП KN_{mps} (табл. 2.1).

В таблиці 2.1 наведена неповна матриця KN_{mps} .

2. Задача вибору методу отримання вектору пріоритетів.

Таблиця 2.1 – Значення критеріїв вибору способу формування матриць парних порівнянь на основі точкових ЕО

Обмеження на кількість об'єктів	Мова взаємвиключності	Мова взаємвиперпності об'єктів	Наявність об'єктів ідентичних за одним або декількома аналізованим властивостям	Подання об'єктів через проміжки часу	Возможність оцінювання груп об'єктів	Обов'язкова умова оцінювання всіх аналізованих об'єктів	Спосіб формування МПП
k_1^{mps}	k_2^{mps}	k_3^{mps}	k_4^{mps}	k_5^{mps}	k_7^{mps}	k_8^{mps}	
7 - 9	+	+	-	-	-	+	Метод Сааті
7 - 9	+	+	+	-	-	+	Метод копіювання
Обмеження відсутні	+	+	-	+	-	+	Метод порівняння об'єктів відносно стандартів
Обмеження відсутні	+	+	+	-	+	-	Усічена МПП на основі методів теорії свідощтв
Обмеження відсутні	-	+	+	-	+	-	Усічена МПП на основі методів теорії Дезера-Смарандаке

Припустимо, задана множина методів отримання вектору пріоритетів $M_{vp} = \{m_j^{vp} \mid j = \overline{1, l}\}$, та базовий набір критеріїв $K_{vp} = \{k_i^{vp} \mid i = \overline{1, p}\}$, що дозволяють однозначно охарактеризувати кожен із методів m_j , що розглядається.

Виділимо ряд критеріїв, що дозволяють охарактеризувати різні способи отримання вектору пріоритетів: обмеження на кількість елементів на кожному рівні ієрархії (k_1^{vp}); форма представлення ЕО; спосіб формування МПП (k_2^{vp}); ступінь узгодженості МПП (k_3^{vp}); трудомісткість реалізації методу (ресурси, що витрачаються), k_4^{vp} ; чутливість методу (k_5^{vp}); обов'язкова умова відсутності нульових значень вагових коефіцієнтів (k_6^{vp}). В роботах [94, 193, 223, 437] запропоновано ряд методів отримання вектору пріоритетів.

3. Задача вибору методу синтезу підсумкового рішення.

Розглянемо два основні способи агрегування (синтезу підсумкового рішення): метод згорток та застосування правил комбінування свідочств.

Вибір способу згортки критеріїв здійснюють на основі наявної інформації про задачу, що вирішується та / або виходячи з міркувань простоти вирішення отримуваної скалярної задачі [108]. В роботі [108] розглянуті умови застосування різних методів скаляризації при вирішенні задач багатокритеріального вибору. Вибір правила комбінування свідочств залежить від: моделі аналізу (модель Демпстера, модель Дезера-Смарандаке); характеру аналізованих даних (інформація про конфлікти та консенсус; інформація про ступінь взаємодії та структуру ЕС та ін.); структури множини альтернатив. В роботах [224, 399, 419] запропоновано ряд правил комбінування ЕС.

Припустимо, задано множину методів синтезу підсумкового рішення $M_{sr} = \{m_j^{sr} \mid j = \overline{1, s}\}$, та базовий набір критеріїв $K_{sr} = \{k_i^{sr} \mid i = \overline{1, g}\}$, що дозволяють однозначно охарактеризувати кожен із методів m_j , що розглядаються.

Виділимо ряд критеріїв, що дозволяють охарактеризувати різні методи синтезу підсумкового рішення: форма представлення ЕО (k_1^{sr}); спосіб формування МПП (k_2^{sr}); ступінь узгодженості МПП (k_3^{sr}); форма представлення результату (k_4^{sr}); структура вихідних даних (узгоджені, довільні, сумісні та ін. експертні свідчення), k_5^{sr} ; інформація про локальні конфлікти (k_6^{sr}); структура множини альтернатив (k_7^{sr}); форма результату (k_8^{sr}); використання додаткових коефіцієнтів (k_9^{sr}), наприклад, коефіцієнт оптимізму при переході від інтервальної шкали до точкових оцінок.

Формування вирішуючих правил вибору модифікації методу МАІ.

На основі даних таблиці 2.1 можна синтезувати систему вирішуючих правил вибору способу формування МПП, наприклад:

1. ($k_1^{mps} = \langle\langle 7-9 \rangle\rangle$) \vee ($k_2^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_3^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_4^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_5^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_6^{mps} = \langle\langle \text{точкові} \rangle\rangle$) \vee ($k_7^{mps} = \langle\langle \text{відсутня} \rangle\rangle$) \vee ($k_8^{mps} = \langle\langle \text{накладається} \rangle\rangle$) \rightarrow «метод Сааті».

2. ($k_1^{mps} = \langle\langle 7-9 \rangle\rangle$) \vee ($k_2^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_3^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_4^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_5^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_6^{mps} = \langle\langle \text{нечіткі (трикутні нечіткі числа)} \rangle\rangle$) \vee ($k_7^{mps} = \langle\langle \text{відсутня} \rangle\rangle$) \vee ($k_8^{mps} = \langle\langle \text{накладається} \rangle\rangle$) \rightarrow «модифікований метод Сааті (нечітка трикутна МПП)».

3. ($k_1^{mps} = \langle\langle \text{обмеження відсутнє} \rangle\rangle$) \vee ($k_2^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_3^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_4^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_5^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_6^{mps} = \langle\langle \text{точкові} \rangle\rangle$) \vee ($k_7^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_8^{mps} = \langle\langle \text{не накладається} \rangle\rangle$) \rightarrow «усічена МПП на основі методу Бейнона (Beupon)».

4. ($k_1^{mps} = \langle\langle \text{обмеження відсутнє} \rangle\rangle$) \vee ($k_2^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_3^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_4^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_5^{mps} = \langle\langle \text{не підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_6^{mps} = \langle\langle \text{точкові} \rangle\rangle$) \vee ($k_7^{mps} = \langle\langle \text{підтримується} \rangle\rangle$) \vee ($k_8^{mps} = \langle\langle \text{не накладається} \rangle\rangle$) \rightarrow «усічені МПП на основі методу Дезера-Смарандаке».

Розглянемо приклад побудови вирішуючих правил вибору модифікації методу МАІ.

В сукупності початкових даних не виявлено НЕ-факторів знань:

1. $(k_1^{AHP} = \text{«тип А»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«метод Сааті»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«лінійна згортка критеріїв»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«метод геометричного середнього»}) \rightarrow \text{«класичний метод Сааті»}.$

2. $(k_1^{AHP} = \text{«тип В»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«усічені МПП»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«метод Бейнона»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«правило комбінування Демпстера»}) \rightarrow \text{«ТДШ/МАІ»}.$

В сукупності початкових даних виявлено НЕ-фактор «нечіткість»:

3. $(k_1^{AHP} = \text{«тип А»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«модифікований метод Сааті (нечіткі трикутні числа»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«за методом Чанга»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«лінійна згортка критеріїв»}) \rightarrow \text{«метод Чанга (Chang»}.$

Введено додатковий коефіцієнт оптимізму:

4. $(k_1^{AHP} = \text{«тип А»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«модифікований метод Сааті (нечіткі трикутні числа»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«відсутнє»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«розрахунок коефіцієнтів ентропії зваженої нечіткої матриці»}) \rightarrow \text{«ентропійний метод Чанга (Chang»}.$

5. $(k_1^{AHP} = \text{«тип А»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«модифікований метод Сааті (нечіткі трапезоїдні числа»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«модифікований метод геометричного середнього (трапезоїдні нечіткі числа»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«модифікований метод лінійної згортки»}) \rightarrow \text{«метод Баклі (Buckley»}.$

Високий рівень конфлікту експертних свідочств (відсутність узгодженості):

6. $(k_1^{AHP} = \text{«тип В»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«усічені МПП»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«метод Бейнона»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«правило перерозподілу конфліктів»}) \rightarrow \text{«ТДШ/МАІ»}.$

7. $(k_1^{AHP} = \text{«тип В»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«усічені МПП»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«метод Дезера-Смарандаке»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«правило перерозподілу конфліктів»}) \rightarrow \text{«ТДС/МАІ»}.$

Допустимий рівень конфлікту (прийнятний рівень узгодженості), але накладено додаткову умову:

структура множини	елементи множини альтернатив можуть бути
альтернатив	

8. $(k_1^{AHP} = \text{«тип В»}) \vee (k_2^{AHP} = \text{«усічені МПП»}) \vee (k_3^{AHP} = \text{«метод Бейнона»}) \vee (k_4^{AHP} = \text{«правило комбінування Сметсу»}) \rightarrow \text{«ТДШ / МАІ»}.$

До типу А віднесені ієрархії, в яких кожен критерій обов'язково пов'язаний з усіма аналізованими альтернативами.

До типу В віднесені ієрархії, в яких кожен критерій може бути пов'язаний з усіма аналізованими альтернативами.

Висновки до Розділу 2

1. Запропоновано концепцію нормативної теорії синтезу ІТ, орієнтованих на інтелектуальне забезпечення процесів підготовки та прийняття рішень, синтезованих в умовах НЕ-факторів різної природи. Основу якої складає інтелектуальна інтеграція чотирьох базових аспектів: сукупності вихідних даних і знань (СЗн); комплексу НЕ-факторів, що впливають на процеси отримання, обробки, аналізу вихідних даних та знань, синтезу та інтерпретації підсумкового рішення; множини методів моделювання аналізованих в системі видів НЕ-факторів; комплекс аналізованих задач структуризації даних та експертних знань; та врахування системотворчих зв'язків між ними.

2. Запропоновано методологію нормативної теорії синтезу ІТ ППР, в рамках якої викладені основні принципи синтезу ІТ інваріантних до типу розв'язуваної задачі і способу виявлення і представлення вихідної інформації, розроблено комплекс правил та формалізованих математичних моделей процесу синтезу ІТ ППР на основі врахування ряду НЕ-факторів різної природи.

3. Запропоновано процедуру вибору методів моделювання НЕ-факторів, яка дозволяє генерувати систему вирішуючих правил обґрунтованого вибору математичного формалізму моделювання різних видів незнання (НЕ-факторів), яка оказують негативний вплив на процеси отримання інформації і аналізу набору вихідних даних, або містяться у вихідній інформації (наборі даних). Правило генерації ІТ являє собою алгоритм вирішення поставленої задачі аналізу на основі використовуваного математичного апарату з урахуванням специфіки вихідних даних. В якості параметрів (критеріїв) синтезу для створення правил генерації ІТ пропонується використовувати вид процедури структурування даних; структуру даних; виділені види НЕ-факторів знань; математичний апарат, що був обраний для моделювання ідентифікованого виду НЕ-фактору; форму представлення результату та ін.

4. Наведено приклад синтезу вирішуючих правил вибору математичного формалізму моделювання НЕ-факторів при вирішенні задачі багатокритеріального вибору.

РОЗДІЛ 3

СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕОДНОРІДНОСТІ ТА ЙМОВІРНІСНО-СТАТИСТИЧНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

3.1 Постановка задачі структуризації групових експертних оцінок

Припустимо група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$, сформувала профілі експертних переваг (ЕП) $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Сформований експертом E_i профіль B_i відображає його переваги та представляє його оцінки в формі слів, умовних градацій, чисел, впорядкованих парних порівнянь, інтервалів, бінарних відношень та ін. Форма представлення експертної інформації залежить від заданої шкали ЕП.

У випадку вирішення критеріальної задачі прийняття рішень кожна альтернатива оцінюється за рядом ознак (критеріїв) $K = \{k_l \mid l = \overline{1, q}\}$, тоді профіль ЕП B_i можна представити у вигляді: $B_i = \{C_l \mid l = \overline{1, q}\}$, де C_l – відображає ЕП відносно критерію k_l , що представлені в заданій шкалі вимірювань.

Задача структуризації групових ЕП B_i полягає в їх агрегуванні з метою синтезу єдиного групового рішення R :

$$(B_1, B_2, \dots, B_i, \dots, B_n) \Rightarrow R, \quad (3.1)$$

$$\uparrow$$

$$[\pi]$$

де $[\pi]$ – деякий оператор обробки групових ЕО (методи, правила, алгоритми).

При розв'язанні некрітеріальної задачі прийняття рішень, результати експертного оцінювання у вигляді сукупності групових ЕО можна представити у формі матриці розмірності $n \times m$ виду:

$$V = \begin{pmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \dots \\ B_i \\ \dots \\ B_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_{i1} & b_{i2} & \dots & b_{im} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nm} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

де b_{ij} – оцінка i -м експертом j -го об'єкта, сформована в рамках заданої шкали переваг.

У матриці (3.2) кожен рядок містить в собі оцінки якого-небудь експерта по всім об'єктам, а стовпчик – оцінки всієї групи експертів деякого об'єкту.

При вирішенні задач аналізу групових ЕО і вибору відповідних методів, необхідно враховувати три важливі обставини:

- різноплановість шкал експертних вимірювань (номінальна, порядкова, абсолютна, інтервальна та ін.), значна кількість різних форм представлення ЕО (числа, ранжування, парні порівняння, інтервали та ін.);
- обмеженість на кількість експертів n ($n \leq 30$);
- різні види НЕ-факторів (неповнота, невизначеність, нечіткість, недостовірність, неоднозначність та ін.), під впливом яких формуються та опрацьовуються ЕО.

Для вибору методу отримання узагальненої оцінки на множині групових ЕО, попередньо необхідно провести їх перевірку на однорідність (узгодженість). Результати такої перевірки можуть привести до одного з двох можливих варіантів: сукупність ЕО характеризується високим ступенем узгодженості (що вказує на їх однорідність); у складі групи експертів присутні такі, оцінки яких за величиною можуть відрізнитися від оцінок основної групи,

наявність таких оцінок в загальній сукупності групових ЕО порушує її однорідність (узгодженість).

Якщо в ході аналізу буде виявлено високий ступінь узгодженості, виконується процедура агрегування ЕП, з метою отримання підсумкового (групового) впорядкування (ранжування) аналізованих об'єктів (альтернатив) виду:

$$R_{\text{рез}} : A_j P A_k P \dots P A_z, \forall (A_j, A_k, A_z) \in A; \quad (3.3)$$

де P – відношення переваги виду $P = \{>\}$ (строге впорядкування), або $P = \{>, \sim\}$ (не строге впорядкування).

При вирішенні критеріальної задачі прийняття рішень виконується процедура агрегування оцінок експерта E_i в рамках його профілю B_i , тобто, агрегування його суджень за рядом ознак (критеріїв) $K = \{k_l \mid l = \overline{1, q}\}$, потім виконується агрегування отриманих оцінок в рамках експертної групи $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$.

При отриманні нестрогого впорядкування виникають групи елементів (A_k, A_j) пов'язаних між собою відношенням переваги „ \sim ”, тобто $(A_k \sim A_j)$, такі групи утворюють кластер еквівалентних за перевагою елементів.

Відсутність узгодженості (однорідності) свідчить про наявність в комісії таких експертів, що мають різні (але схожі (однорідні, узгоджені) в рамках однієї підгрупи) точки зору на вирішення проблеми, що розглядається. Така ситуація виникає, наприклад, через наявність серед групи експертів представників різних наукових шкіл або навіть колективів. В найгіршому варіанті в результаті експертного опитування формується значна кількість невеликих за складом підгруп експертів, зі схожими (в том чи іншому сенсі) оцінками.

Внаслідок цього виникають дві задачі: виявлення та виключення спостережень, що різко виділяються; розбиття (кластеризація) вихідної сукупності оцінок на декілька підгруп (кластерів) експертів з близькими

(узгодженими, однорідними) оцінками, для подальшого їх аналізу та визначення агрегованої оцінки.

Задача розбиття експертної групи полягає в виділенні ряду підгруп експертів $E \Rightarrow \{G_1\}, \{G_2\}, \dots, \{G_q\}, \dots, \{G_s\}$ ($G_q \subseteq E$, $\{G_q\} = \{E_1, \dots, E_r\}$, $r \geq 1$), що мають схожу думку, та визначення таких E_l , які не належать до жодної групи, тобто $E_l \not\subseteq G_q$, за умови, що $|G_q| = 1$ (якщо такі є). Таким чином, необхідно побудувати вирішуюче правило, що дозволяє однозначно визначити приналежність експерта E_l до групи Gr_q .

При вирішенні вказаної задачі (при припущенні, що судження стійкі та остаточні, тобто сформовані з врахуванням позицій всіх учасників опитування) виконується агрегація експертних суджень окремо для кожної із отриманих підгруп експертів Gr_q .

3.2 Методи ідентифікації неоднорідності

Конкретизація ідеї ідентифікації неоднорідності в сукупності вихідних даних і вибір підходів, що дозволяють виявляти неоднорідні дані залежить від типу шкали (кількісні, якісні), яка було застосована для вимірювання аналізованих даних. При використанні кількісних шкал вимірювання та оцінки тільки одного параметра аналізованого об'єкта, сукупність вихідних даних являє собою вибірку результатів спостережень.

Однорідною прийнято вважати вибірку, в якій постійні параметри ймовірнісних розподілів. Поява неоднорідних даних у вибірках є причиною спотворення строгих параметричних моделей, які описуються відомими законами розподілу ймовірності (наприклад, нормальний розподіл (розподіл Гауса), розподіл Пуассона, розподіл Стюдента та ін.), і призводить до появи так званих «хвостів», «горбів», характеризується яскраво вираженими асиметрією і ексцесом, відсутністю унімодалності та ін.

В такій ситуації застосування стандартних статистичних методів обробки даних, в основі яких лежить явне або неявне припущення про нормальність, може привести до суттєвого спотворення отриманих результатів.

Параметрична модель складається із деякого сімейства ймовірнісних розподілів F_θ , де невідомий параметр θ , належить якомусь параметричному простору Θ [60].

Наведемо деякі найбільш поширені види ймовірнісних розподілів:

1. Закони розподілу неперервних випадкових величин.

1.1 Розподіл Гауса (нормальний розподіл):

$$F(x; \theta; \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\theta}{\sigma}\right)^2} dt, \quad (3.4)$$

де θ – математичне сподівання; σ – стандартне відхилення, $\sigma = 1$; $-\infty < x < +\infty$ ($\Theta = \mathbb{R}$).

1.2 Рівномірний розподіл:

$$F(x; a, b) = \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x < b; \\ 1, & x \geq b; \end{cases} \quad (3.5)$$

де a, b – параметри розподілу.

1.3 Експоненційний (показниковий) розподіл:

$$F(x; b) = 1 - e^{-\frac{x}{b}}, \quad (3.6)$$

де b – параметр розподілу.

2. Закони розподілу дискретних випадкових величин.

2.1 Розподіл Пуассона:

$$F(x; \lambda) = \sum_{i=0}^x \frac{\lambda^i e^{-\lambda}}{i!}, \quad (3.7)$$

де λ – параметр розподілу.

2.2 Біноміальний розподіл:

$$F(x; n, p) = \sum_{i=0}^x C_n^i p^i (1-p)^{n-i}, \quad (3.8)$$

де p – ймовірність успіху; n – кількість випробувань; $\Theta = [0; 1]$.

Причинами появи неоднорідності [137] є:

1. змішування однорідних сукупностей;
2. відхилення від строгих параметричних моделей.

Припустимо сформована деяка сукупність незалежних однаково розподілених даних $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

У першому випадку сукупність X може бути представлена, як об'єднання (суміш) декількох підсукупностей даних $X \Rightarrow \{X_1\}, \{X_2\}, \dots, \{X_i\}, \dots, \{X_n\}$, ($X_i \subseteq X$, $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_z\}$, $1 < z < n$), кожна з яких, у певному сенсі є однорідною, але за своїми характеристиками відмінна від інших (наприклад, значенням параметру зсуву, масштабу).

У загальному випадку модель суміші може бути представлена наступним чином [1]:

$$F(X) = \sum_{i=1}^k \pi_i f_i(x; \theta_i), \quad (3.9)$$

де $f_i(x, \theta_i)$, $F(X)$ – щільність (у неперервному випадку) або полігони частот (у дискретному випадку) i -тої компоненти суміші та результуючого закону розподілу; π_i – апіорна ймовірність прояву спостереження із законом розподілу $f_i(x, \theta_i)$; k – кількість компонент суміші; θ_i – параметр положення (математичне сподівання).

Суміші розподілів (3.9) можуть бути як симетричними та і несиметричними, двох та багатоконпонентними (рис. 3.1 а, 3.1 б):

$$\begin{aligned} F(x) &= (1 - \varepsilon)F_0(x; \bar{x}_0, \sigma_0^2) + \varepsilon F_1(x; \bar{x}_1, \sigma_1^2), & \bar{x}_0 &= \bar{x}_1, \\ F(x) &= (1 - \varepsilon)F_0(x; \bar{x}_0, \sigma_0^2) + \varepsilon F_1(x; \bar{x}_1, \sigma_1^2, \theta), & \bar{x}_0 &\neq \bar{x}_1, \end{aligned} \quad (3.10)$$

де F_0 – щільність основного розподілу із середнім значенням \bar{x}_0 та дисперсією σ_0^2 ; ε ($0 \leq \varepsilon \leq 0.5$) – частка «забруднюючих» значень (рівень неоднорідності), що визначають розподіл F_1 з параметрами \bar{x}_1 та σ_1^2 .

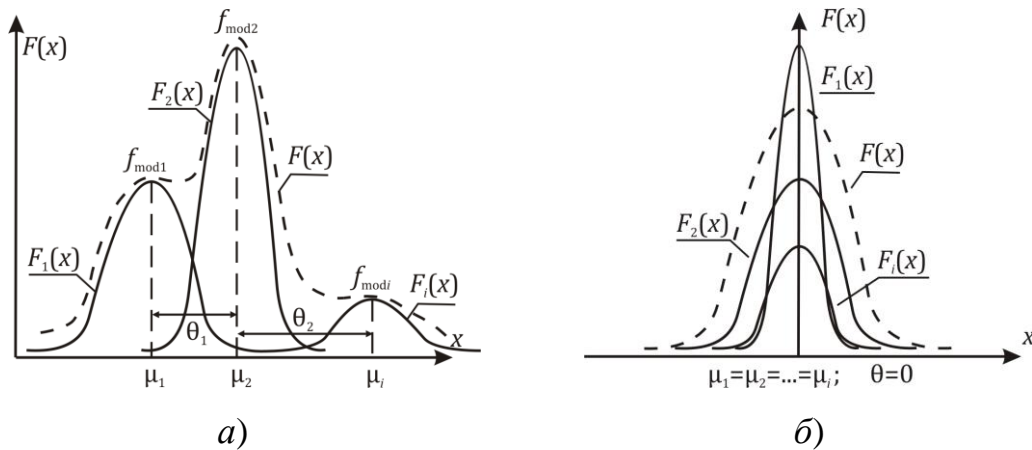


Рисунок 3.1 – Суміші розподілів: а) несиметрична суміш; б) симетрична суміш

Однією із перших моделей сумішей є модель Тьюкі «забруднюючого» нормального закону розподілу:

$$F(x) = (1 - \varepsilon)G(x; \bar{x}; \sigma_0^2) + \varepsilon G(x; \bar{x}; \sigma_1^2), \quad (3.11)$$

де $G(x; \bar{x}; \sigma^2)$ – щільність нормального розподілу $N(0,1)$ із середнім \bar{x} та дисперсією σ^2 , $\sigma_0^2 < \sigma_1^2$; ε – частка «забруднюючих» даних, $0 \leq \varepsilon \leq 0.5$.

Пізніше Хьюбер запропонував модель «великої похибки»:

$$F(x - \theta) = (1 - \varepsilon)G(x - \theta) + \varepsilon H(x - \theta), \quad (3.12)$$

де $G(x - \theta)$ – строга параметрична модель з відомим розподілом G (наприклад, нормальним); $H(x - \theta)$ – щільність деякого довільного розподілу; ε – частка «забруднюючих» даних.

Модель «забруднення» Шуригіна:

$$F(x) = (1 - \varepsilon)G(x; \theta; \sigma) + \varepsilon H(x - \theta - a), \quad (3.13)$$

де θ та σ – параметри зсуву та масштабу; $H(x - \theta - a)$ – щільність деякого симетричного закону розподілу; a – параметр, що відображає зсув «забруднення» відносно основного розподілу з функцією щільності $G(x; \theta; \sigma)$.

Для аналізу таких даних використовують методики розщеплення неоднорідної сукупності на однорідні підсукупності. При цьому вирішуються дві основні задачі: розщеплення суміші розподілів (методи кластер-аналізу, класифікація та ін.) і оцінювання параметрів суміші розподілів (метод

моментів, метод найменших квадратів, статистичне моделювання, алгоритм адаптивного ймовірнісного навчання та ін.).

Другий випадок характеризується наявністю в досліджуваних вибірках даних спостережень, які, в тій чи іншій мірі, виділяються від основної сукупності.

В [130] виділяють наступні основні типи відхилень від строгих параметричних моделей:

1. поява великих помилок;
2. округлення і угруповання;
3. модель із самого початку обиралась, як деяке наближення.

Найбільш частий тип відхилень від ідеальних моделей є 1 тип. Такі спостереження отримали назву «аномальні» результати вимірювань [34], «грубі помилки» [28], значення, що різко виділяються [1, 2, 44, 118], «підозрілі», «забруднюючі» значення [44], значення, що «засмічують» [9], аномальні похибки або помилки [152]. В роботі [130] відзначається, що зазвичай частка аномальних спостережень становить 5% – 10% в загальній сукупності даних.

Розглянемо ряд підходів, що дозволяють виявити неоднорідність в аналізованій сукупності даних (дані представлені в числових шкалах вимірювань: абсолютній, бальній).

1. Перевірка гіпотез про закон розподілу.

Ця задача, в загальному вигляді, зводиться до підбору теоретичної функції розподілу, яка, в деякому сенсі, найкращим чином узгоджується із дослідними даними.

1.1 Критерії нормальності розподілу.

Припустимо сформована деяка сукупність вимірювальних даних $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ із невідомою функцією щільності розподілу ймовірності $F(x)$. При цьому передбачається, що сукупність X являє собою множину взаємно незалежних однаково нормально розподілених величин із невідомими параметрами (θ, σ) .

Якщо випадкова величина ξ нормально розподілена із параметрами (θ, σ) , де $|\theta| < \infty$ – параметр положення; $\sigma > 0$ – параметр масштабу, то справедливе наступне твердження [15]:

$$\delta = \frac{M|\xi - \theta|}{\sigma} = \sqrt{2/\pi} = 0.79788; \quad (3.14)$$

$$\gamma_1 = \frac{M(\xi - \theta)^3}{\sigma^{3/2}} = 0; \quad (3.15)$$

$$\beta_2 = \frac{M(\xi - \theta)^4}{\sigma^4} = 3, \quad (3.16)$$

де δ – нормоване середнє абсолютне відхилення; γ_1 – коефіцієнт асиметрії; $(\beta_2 - 3)$ – коефіцієнт ексцесу.

Для оцінки величин δ , γ_1 та β_2 скористаємося наступними відношеннями:

$$d = \frac{1}{ns} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|, \quad (3.17)$$

$$As = \frac{1}{ns^3} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3, \quad (3.18)$$

$$Ex = \frac{1}{ns^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4, \quad (3.19)$$

де d – вибіркове середнє абсолютне відхилення; As – вибіркочий коефіцієнт асиметрії; $(Ex - 3)$ – вибіркочий коефіцієнт ексцесу; n – обсяг аналізованої вибірки даних; \bar{x} – вибіркове середнє; s^2 – вибіркоча дисперсія, які розраховуються, відповідно:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (3.20)$$

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2. \quad (3.21)$$

Якщо вибіркові оцінки розрахованих моментних відношень відрізняються від відповідних теоретичних значень (3.14) – (3.16), можна вважати що невідомий теоретичний розподіл відрізняється від нормального.

В свою чергу зворотне твердження не є істинним, тому що близькість теоретичних і вибіркових значень не може свідчити про нормальність теоретичного розподілу. Можна стверджувати лише про те, що має місце розподіл при якому вибіркові оцінки (3.17) – (3.19) збігаються зі значеннями, наведеними в (3.14) – (3.16).

Для виявлення відхилення вибіркового розподілу від нормального можуть бути розглянуті наступні критерії перевірки статистичних гіпотез.

1) Критерій перевірки на асиметрію.

Сформулюємо нульову (H_0) та альтернативну (H_1) гіпотези:

- $H_0: F(x)=G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$, при $\gamma_1=0$;
- $H_1: F(x)\neq G(x; \theta, \sigma, 0, \beta_2)$, при $\gamma_1\neq 0$.

Для перевірки вказаних гіпотез необхідно визначити вибірковий коефіцієнт асиметрії As , для цього застосуємо (3.18).

Якщо значення $|As| \geq As(Q, n)$ при фіксованому значенні n і заданому значенні Q -відсоткових точок ($0 < Q < 100\%$), тоді справедлива гіпотеза H_1 – розподіл аналізованих величин не є нормальним, оскільки $\gamma_1 \neq 0$. Процентні точки розподілів розглянутих вибіркових моментних відношень визначені при припущенні, що розподіл результатів спостережень є нормальним [15].

Якщо значення $|As| < As(Q, n)$, то приймається H_0 – невідомий теоретичний розподіл $F(x)$ відповідає розподілу $G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$ з параметром коефіцієнту асиметрії $\gamma_1=0$, як у нормального розподілу.

2) Критерій перевірки на ексцес.

Сформулюємо нульову (H_0) та альтернативну (H_1) гіпотези:

- $H_0: F(x)=G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$, при $\beta_2=3$;

– $H_1: F(x) \neq G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, 3)$, при $\beta_2 \neq 3$.

Для перевірки вказаних гіпотез необхідно визначити вибіркового коефіцієнт ексцесу E_x , для цього застосуємо (3.19).

Якщо значення E_x не виходить за встановлені Q -відсоткові критичні межі, тобто $E_x(100-Q, n) < E_x < E_x(Q, n)$, тоді слід прийняти гіпотезу H_0 – має місце розподіл із параметром коефіцієнта ексцесу $\beta_2=3$, як у нормального розподілу.

Інакше, справедлива гіпотеза H_1 – розподіл аналізованих величин не є нормальним, оскільки не виконується умова $\beta_2=3$.

3) Критерій перевірки на значення статистики d .

Сформулюємо нульову (H_0) та альтернативну (H_1) гіпотези:

– $H_0: F(x)=G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$, при $\delta = \sqrt{2/\pi}$;

– $H_1: F(x) \neq G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$, при $\delta \neq \sqrt{2/\pi}$.

Для перевірки вказаних гіпотез необхідно визначити статистику d – вибіркоче середнє абсолютне відхилення, для цього застосуємо (3.17).

Якщо значення статистики d виходить за встановлені Q -відсоткові критичні межі, тобто не виконується умова $d(100-Q, n) < d < d(Q, n)$, тоді слід прийняти гіпотезу H_1 – розподіл аналізованих величин не є нормальним, оскільки не виконується умова $\delta = \sqrt{2/\pi}$.

4) Комбінація розглянутих критеріїв:

– $H_0: F(x)=G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$, при $\gamma_1=0, \beta_2=3$ та $\delta = \sqrt{2/\pi}$;

– $H_1: F(x) \neq G(x; \theta, \sigma, \gamma_1, \beta_2)$, при $\gamma_1 \neq 0, \beta_2 \neq 3$ та $\delta \neq \sqrt{2/\pi}$.

При справедливості гіпотези H_1 – істинним є твердження: невідомий теоретичний розподіл $F(x)$ не є нормальним.

Для виявлення відхилення вибіркового розподілу від нормального можуть бути використані й інші критерії, наприклад, критерій Шапіро-Уїлка [402], Епса-Паллі [233], комбінації розглянутих критеріїв, наприклад, метод

моментів перевірки гіпотез [117], критерій D'Agostino [215], критерій Мурото-Такеучі [357], критерій Саркаді [39, 397], та ін. [15, 43]. Деякі критерії накладають обмеження на обсяг досліджуваної вибірки, наприклад, для малих вибірок доцільно використовувати критерії Шапіро-Уїлка та Еппса-Паллі.

Відхилення вибіркового розподілу від нормального свідчить про наявність неоднорідних спостережень і про неможливість використання вибіркового середнього для їх усереднення.

1.2 Критерії згоди.

Використовуючи загальні критерії згоди нульова гіпотеза записується наступним чином:

$$H_0: F(x)=G(x), \quad (3.22)$$

де $F(x)$ – емпіричний розподіл (функція розподілу елементів вибірки); $G(x)$ – невідомий (заданий) теоретичний розподіл ймовірності.

Критерії згоди, умовно, можна поділити на три групи [43]:

- критерії, в основі яких лежить аналіз відмінності між емпіричної гістограмою і теоретичною функцією розподілу ймовірності;
- критерії, в основі яких лежить аналіз відстані між теоретичною та емпіричною функціями розподілу ймовірності;
- критерії (кореляційно-регресійні критерії), засновані на вивченні кореляційних і регресійних зв'язків між емпіричними і теоретичними порядковими статистиками.

Розглянемо найбільш потужні із таких критеріїв.

1) Критерій згоди Колмагорова [113].

Сформулюємо нульову (H_0) та альтернативну (H_1) гіпотези:

$$- H_0: \sup_x |F(x) - G(x)| < 0;$$

$$- H_1: \sup_x |F(x) - G(x)| > 0.$$

Для перевірки висунутих гіпотез необхідно визначити статистику:

$$\sqrt{n}D_n = \sqrt{n} \sup_x |F(x) - G(x)|. \quad (3.23)$$

Якщо значення статистики (3.23) задовольняє умові $\sqrt{n}D_n \leq C(\alpha)$, то при заданому рівні значущості α нульова гіпотеза H_0 не відхиляється, при $\sqrt{n}D_n > C(\alpha)$ приймається альтернативна гіпотеза H_1 . $C(\alpha)$ – граничні значення рівня значущості α .

До цієї групи критеріїв, заснованих на аналізі відстані між теоретичною та емпіричною функціями розподілу ймовірності, можуть бути віднесені критерії: Джині, Крамера-фон Мізеса, Колмагорова-Смірнова, Смірнова-Крамера-фон Мізеса (критерій ω^2), Андерсона-Дарлінга, Купера, Ватсона, Фроцині та ін. [15, 43].

2) Критерій χ^2 .

Сформулюємо нульову (H_0) та альтернативну (H_1) гіпотези:

- $H_0: F(x)=G(x)$;
- $H_1: F(x)\neq G(x)$.

Для перевірки висунутих гіпотез необхідно визначити статистику:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}, \quad (3.24)$$

де np_i – кількість значень випадкової величини, яка потрапила i -тий інтервал;

$n = \sum_{i=1}^k n_i$ – кількість елементів вибірки; k – кількість інтервалів; $p_i = F(x_{i+1}) -$

$F(x_i)$ – теоретична ймовірність того, що випадкова величина потрапить в i -тий інтервал; $F(x)$ – гіпотетичний теоретичний закон розподілу ймовірності випадкової величини.

Якщо значення статистики (3.24) задовольняє умові $\chi^2 < \chi_\alpha^2(f)$, з $f = n - 1$ ступенями свободи, то при заданому рівні значущості α нульова гіпотеза H_0 відхиляється.

Критерій χ^2 належить до класу критеріїв, в основі яких лежить аналіз відмінності між емпіричною гістограмою і теоретичною функцією розподілу ймовірності. До цієї групи критеріїв можуть бути віднесені – критерій кількості порожніх інтервалів, кватильний критерій Барнетта-Ейсена та ін. [15, 43].

Додатково можуть бути застосовані кореляційно-регресійні критерії [43].

2. Оцінювання параметрів розподілу.

2.1 Метод моментів перевірки згоди із параметричним сімейством розподілів.

Метод моментів може бути використаний при перевірці згоди із родинами розподілів для яких не розроблені більш досконалі методи [117]. В цьому випадку будуються критерії згоди на основі функцій від вибірових моментів. Відносно добре вивчених родин розподілів, наприклад, нормального, застосування заснованих на використанні методу моментів критеріїв асиметрії та ексцесу для перевірки нормальності є недоцільним [117], оскільки існують більш ефективні критерії, наприклад, критерій W Шапіро-Уїлка [7, 402].

2.2 Використання робастних оцінок для оцінювання характеристик розподілу («довжина хвостів», асиметрія, ексцес, гостровершинність).

Хогг (Hogg) в [261, 392] визначив граничні значення статистики k , що дозволяють ідентифікувати тип розподілу за значенням коефіцієнту ексцесу:

$k < 2.0$	легкі хвости;	
$2.0 \leq k \leq 4.0$	середні хвости;	
$4.0 < k \leq 5.0$	важкі хвости;	(3.25)
$k > 5.0$	дуже важкі хвости;	

де k – вибіровий ексцес (3.19).

Легкі «хвости» відповідають рівномірному закону розподілу; середні – нормальному; важкі – подвійному експоненційному; дуже важкі – розподілу Коші.

В роботах [259, 263, 264] були розглянуті статистики, що застосовуються для оцінювання довжини «хвостів» розподілу:

$$Q = \frac{U_{(0.05)} - L_{(0.05)}}{U_{(0.5)} - L_{(0.5)}}, \quad (3.26)$$

$$Q_1 = \frac{U_{(0.2)} - L_{(0.2)}}{U_{(0.5)} - L_{(0.5)}}, \quad (3.27)$$

$$H_1 = \frac{U_{(0.05)} - D}{C - L_{(0.05)}}, \quad (3.28)$$

$$H_3 = \frac{U_{(0.05)} - L_{(0.05)}}{E - B}, \quad (3.29)$$

де $L(\alpha)$ – середнє молодших $[\alpha n]$ членів варіаційного ряду, $U(\alpha)$ – середнє старших $[\alpha n]$ членів варіаційного ряду виду $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(i)} \leq \dots \leq x_{(n)}$, який побудовано на основі сукупності вимірювальних даних $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$; n – обсяг вибірки X .

При $\alpha=0.05$ значення B , C , D та E визначаються наступним чином: L – середнє $0.05n$ молодших членів варіаційного ряду; B – середнє наступних $0,15n$ членів варіаційного ряду; C – середнє наступних $0.3n$ членів варіаційного ряду; D – середнє наступних $0.3n$ членів варіаційного ряду; E – середнє наступних $0.15n$ членів варіаційного ряду; U – середнє $0.05n$ старших членів варіаційного ряду.

Статистики (3.26) та (3.27) були запропоновані для класифікації симетричного розподілу, як розподілу із легкими, середніми та важкими «хвостами».

В роботі [259] визначені граничні межі для статистики (3.26):

$$\begin{array}{ll} Q < 2.0 & \text{легкі хвости;} \\ 2.0 \leq Q \leq 2.6 & \text{середні хвости;} \\ 2.6 < Q \leq 3.2 & \text{важкі хвости;} \\ Q > 3.2 & \text{дуже важкі хвости.} \end{array} \quad (3.30)$$

В [259] визначені граничні межі для статистики (3.27):

$$\begin{array}{ll}
Q_1 < 1.81 & \text{легкі хвости;} \\
1.81 \leq Q_1 \leq 1.87 & \text{середні хвости;} \\
Q_1 > 1.87 & \text{важкі хвости.}
\end{array} \quad (3.31)$$

Пізніше в [389] Рендл та Хогг запропонували наступні граничні межі для статистики (3.26):

$$\begin{array}{ll}
Q < 2.08 - 2/n & \text{легкі хвости;} \\
2.08 - 2/n \leq Q \leq 2.96 - 5.5/n & \text{середні хвости;} \\
Q > 2.96 - 5.5/n & \text{важкі хвости;}
\end{array} \quad (3.32)$$

$$\text{де } Q = \begin{cases} 10[U_{0.05} - L_{0.05}]/[U_{0.5} - L_{0.5}], & n > 20; \\ [(x_n - x_1)/2] / \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \text{med})/n \right], & n \leq 20. \end{cases}$$

Статистика (3.29) [260] дозволяє висунути припущення щодо розподілу:

$$\begin{array}{ll}
H_3 < 1.26 & \text{розподіл подібний до рівномірного;} \\
1.26 \leq H_3 \leq 1.76 & \text{розподіл подібний до нормального;} \\
H_3 > 1.76 & \text{розподіл подібний до подвійного експоненційного.}
\end{array} \quad (3.33)$$

В [255] запропонована наступна класифікаційна схема, в основі якої лежать дві статистики HeQ_1 та HeQ_2 .

Статистика HeQ_1 дозволяє визначити симетричність розподілу:

$$\begin{array}{ll}
HeQ_1 < 0.7 & \text{лівостороння асиметрія;} \\
0.7 \leq HeQ_1 \leq 1.4 & \text{симетричний розподіл;} \\
HeQ_1 > 1.4 & \text{правостороння асиметрія;}
\end{array} \quad (3.34)$$

$$\text{де } HeQ_1 = \frac{U_{(0.05)} - M(0.5)}{M(0.5) - L_{(0.05)}}, \quad M(\alpha) \text{ — середнє, яке побудоване за } [\alpha n]$$

центральними значеннями варіаційного ряду.

Статистика HeQ_2 дозволяє визначити характер «хвостів» розподілу:

$$\begin{array}{ll}
HeQ_2 < 1.98 & \text{легкі хвости;} \\
1.98 \leq HeQ_2 \leq 2.60 & \text{середні хвости;} \\
HeQ_2 > 2.6 & \text{важкі хвости;}
\end{array} \quad (3.35)$$

де HeQ_2 відповідає статистиці (3.26).

В [262] Хоггом запропонована схема визначення симетричності та міри довжини «хвостів» аналізованого розподілу:

$$\begin{array}{ll} Q_3 < 1/2 & \text{лівостороння асиметрія;} \\ Q_3 \leq 2 & \text{симетричний розподіл;} \\ Q_3 > 2 & \text{правостороння асиметрія.} \end{array} \quad (3.36)$$

$$\begin{array}{ll} Q < 2 & \text{легкі хвости;} \\ 2 \leq Q \leq 7 & \text{середні хвости;} \\ Q > 7 & \text{важкі хвости.} \end{array} \quad (3.37)$$

Статистика Q_3 визначається аналогічно до статистики HeQ_1 . Статистики (3.26) та Q_3 застосовуються у парі, наприклад, при $(Q_3 \leq 2) \wedge (Q \leq 2)$ аналізований розподіл ідентифікується як симетричний розподіл із легкими «хвостами».

2.3 Вимірювання відхилень значень спостережень від центрального значення.

1) Положення медіани щодо середнього.

Якщо в значній мірі переважають спостереження, які більші або менші за середнє, це свідчить про асиметричність розподілу: зсув кривої нормального розподілу вліво характеризується негативною асиметрією і наявністю лівостороннього «хвоста» (розподіл зі значною негативною асиметрією має довгий лівий «хвіст»); зсув вправо – характеризується позитивною асиметрією і наявністю правостороннього «хвоста» (розподіл зі значною позитивною асиметрією має довгий правий «хвіст»).

Негативна асиметрія виникає у разі переважання значно малих значень спостережень відносно середнього значення. Ці вкрай малі значення зміщують середнє значення вліво, і воно стає менше за медіану.

Позитивна асиметрія характерна для розподілу, в якому переважають значно великі значення спостережень відносно середнього значення. Ці занадто великі величини зміщують середнє вправо, і воно стає більше за медіану.

Для симетричних розподілів великі і малі величини (значення спостережень) врівноважують один одного, відповідно середнє значення, медіана і мода рівні між собою. Нормальний розподіл є симетричним, відповідно коефіцієнт асиметрії дорівнює 0.

2) Міри розсіювання.

Міри розсіювання характеризують ступінь розкиду (варіації, неоднорідності) значень ознаки щодо центрального значення. Найчастіше центральним значенням є середнє значення. Ці міри характеризують відхилення ознаки від центрального значення і можуть бути умовно розділені на дві групи: міри, що використовують абсолютне значення відхилення спостережень від середнього, і міри, які оцінюють квадратичне відхилення (сума квадратів різниць) спостережень від середнього. Серед мір, що відносяться до першої групи можна виділити оцінку середнього відхилення. Серед мір, що відносяться до другої групи, можна виділити оцінки дисперсії, стандартного відхилення (середньоквадратичне відхилення), коефіцієнт варіації.

Дисперсія характеризує розсіювання значень ознаки навколо математичного сподівання (середнього). Мала величина дисперсії говорить про те, що спостереження слабо помітні, і концентруються близько математичного сподівання (виняток становить незначна кількість окремих спостережень). Занадто велика дисперсія вказує на значне відхилення спостережень від центрального значення, і свідчить про неоднорідність даних. Чим більше величина дисперсії, то більша неоднорідність генеральної сукупності. У цьому випадку концентрація значень спостережень навколо будь-якого центру виключається.

Нормальний закон розподілу ймовірності характеризується одиничною дисперсією.

Коефіцієнт варіації характеризує відносну міру відхилення вимірюваних значень від середнього. Чим більше значення коефіцієнту варіації, тим більше розсіювання і менша вирівняність досліджуваних значень. Якщо коефіцієнт варіації менше 30%, то сукупність спостережень (варіаційний ряд) визнана

однорідною. При цьому, якщо коефіцієнт варіації менше 10%, то мінливість варіаційного ряду прийнято вважати незначною, від 10% до 20% – середньою, більше 20% і менше 33% – значною. Якщо показник варіації перевищує 30%, це свідчить про неоднорідність спостережень і необхідність виключення найбільших і / або найменших значень.

2.4 Перевірка на унімодальність.

Багатомодальні (багатовершинні) розподіли свідчать про неоднорідність досліджуваної сукупності даних.

Задача перевірки на унімодальність (одномодальність) може бути розглянута як задача одновимірної оптимізації.

Функція $f(x)$ є унімодальною на відрізку (a, b) якщо вона монотонна по обидві сторони від єдиної на відрізку точки x^* , тобто:

$$x^* \leq x_1 \leq x_2 \Rightarrow f(x^*) \leq f(x_1) \leq f(x_2),$$

або

$$(3.38)$$

$$x^* \geq x_1 \geq x_2 \Rightarrow f(x^*) \geq f(x_1) \geq f(x_2).$$

Функція $f(x)$ є монотонною, якщо для будь-яких x_1 і x_2 з області визначення функції таких, що $x_1 \leq x_2$, виконується нерівність $f(x_1) \leq f(x_2)$ або $f(x_1) \geq f(x_2)$.

У цьому випадку задача оптимізації зводиться до вирішення задачі пошуку екстремуму цільової функції.

2.5 Застосування правила 3σ .

Якщо випадкова величина розподілена за нормальним законом, то відхилення цієї величини від математичного сподівання ряду (генеральної сукупності) не перевищує 3σ вліво і вправо від Mx .

2.6 Перевірка гіпотез щодо числових значень параметрів досліджуваної генеральної сукупності.

У загальному випадку гіпотези цього класу приймають вид [1]:

$$H_0: \Theta = \Delta_0, \quad (3.39)$$

де Θ – деякий параметр, від якого залежить досліджуваний розподіл; Δ_0 – область його конкретних гіпотетичних значень.

Окремим випадком гіпотези цього класу є перевірка гіпотези щодо симетричності розподілу; перевірка гіпотези про числове значення (середнього) дисперсії генеральної сукупності та ін. [43].

3. Побудова моделі розподілу (відновлення функції розподілу).

Для відновлення невідомої функції щільності розподілу існує ряд непараметричних методів і алгоритмів, таких як «гребінка», метод найближчих сусідів, метод гістограм, метод Парзена-Розенблата, метод розкладання по базисних функціях та ін. [2, 112, 135, 166].

У випадку, коли сукупність даних $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ представлена ЕО, неоднорідність можна трактувати як відсутність узгодженості оцінок експертів.

Оцінку ступеня узгодженості можна проводити як за кожною окремою ознакою, так за всіма ознаками в цілому.

Розглянемо ряд походів оцінки узгодженості експертів [11].

1. ЕО виражені в кількісній формі – абсолютна шкала:

1.1 Використання методів математичної статистики, наприклад, коефіцієнта варіації для вимірювання ступеня розкиду думок експертів.

1.2 Вимірювання області, що містить основну частину відповідей – в якості міри узгодженості можна використати коефіцієнт, що дорівнює відношенню кількості відповідей, співпадаючих з медіаною і двома сусідніми з нею місцями, до загальної кількості відповідей.

1.3 Перевірка гіпотез однорідності.

У математичній статистиці використовується декілька критеріїв однорідності: критерій знаків, Вілкоксона, Пірсона, Ван-дер-Вардена, Смірнова [15, 43], та ін.

2. Експертні оцінки виражені в кількісній формі – шкала відношень:

2.1 Перевірка узгодженості елементів МПП (точкової, нечіткої, інтервальної);

2.2 Перевірка на транзитивність елементів МПП.

3. ЕО виражені в якісній формі – порядкова (рангова) шкала.

3.1 Використання коефіцієнту варіації для вимірювання ступеню розкиду думок експертів.

3.2 Оцінювання ступеню близькості ЕО (наприклад, медіана Кемені).

3.2 Застосування методів рангової кореляції: перевірка на основі коефіцієнта Спірмена; перевірка на основі коефіцієнта Кенделла-Сміта.

3.3 Перевірка на основі коефіцієнта конкордації (дисперсійний, ентропійний аналіз).

3.4 Перевірка на транзитивність.

3.3 Технологія аналізу експертних оцінок в умовах неоднорідності

На рис. 3.2 наведена узагальнена структура технології аналізу групових ЕО, сформованих в різних шкалах вимірювань.

1. Технологія аналізу на основі абсолютної шкали експертних вимірювань

Розглянемо процедуру побудови технології аналізу ЕО, сформованих на основі абсолютної шкали експертних вимірювань.

Абсолютна шкала застосовується, наприклад, для вимірювання кількості об'єктів (предметів, подій і т.д.). ЕО, отримані в такій шкалі, являють собою звичайні натуральні числа x , значення яких лежать в певному інтервалі.

Припустимо група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Сформований експертом E_i профіль B_i відображає його пріоритети стосовно всіх аналізованих елементів множини A . Свої пріоритети експерти виражали за допомогою діапазону чисел від 0 до деякого заданого N .

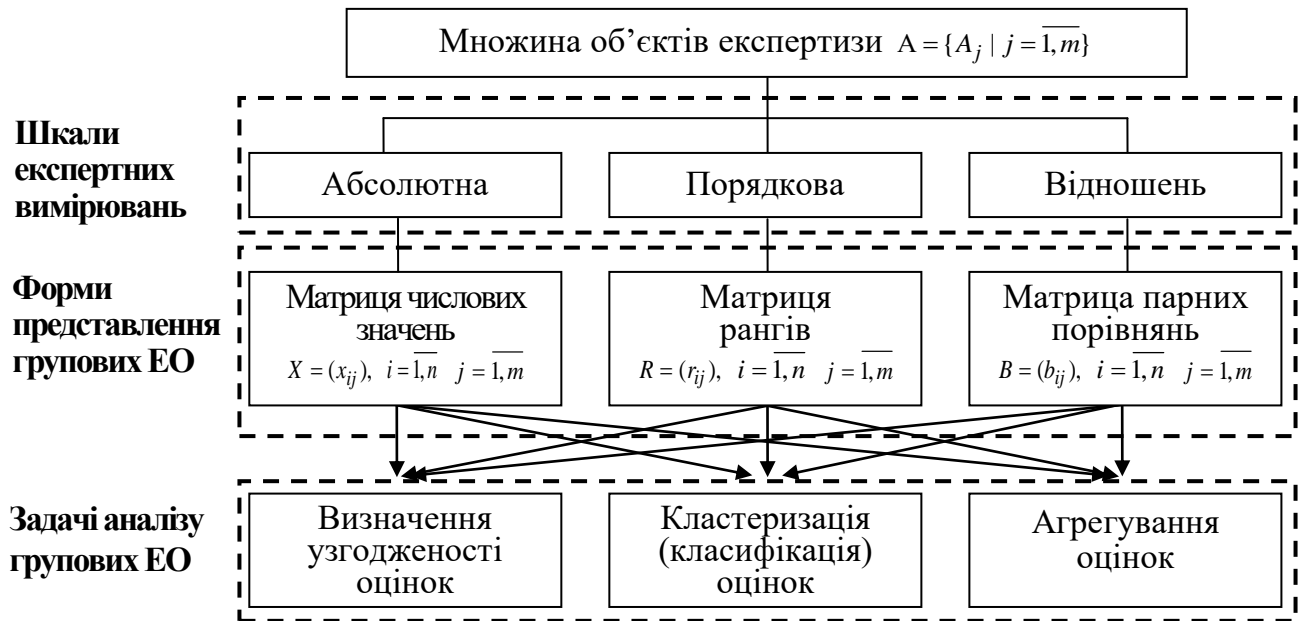


Рисунок 3.2 – Структура технології аналізу групових ЕО, сформованих в різних шкалах експертних вимірювань

Узагальнену схему аналізу групових ЕО, сформованих в рамках абсолютної шкали, можна представити в наступному вигляді:

$$B = \begin{pmatrix} B_1 \\ \dots \\ B_i \\ \dots \\ B_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{im} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} X_1 \\ \dots \\ X_j \\ \dots \\ X_m \end{pmatrix}^{-1} \Rightarrow X_{об}, \quad (3.40)$$

$\uparrow \uparrow$ \uparrow
 $[\pi_1]$ $[X_m]$ $[\pi_2]$

де кожен елемент матриці x_{ij} – оцінка i -им експертом j -го об'єкту ($i = \overline{1, n}$; $j = \overline{1, m}$); $X_j = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n\}$ – сукупність групових ЕО висловлених по j -ому об'єкту експертизи усіма експертами; $X_{уз}$ – узагальнена ЕО; $[\pi_i]$ – деякий оператор обробки групових ЕО (методи, правила, алгоритми).

В роботі розглянуті дві основні причини неоднорідності даних: спотворення строгих параметричних моделей та змішування сукупностей даних. Основні положення технології ідентифікації неоднорідності (для вибірки обсягом $n > 30$) наведені на рис. 3.3.



Рисунок 3.3 – Технологія ідентифікації та моделювання неоднорідності ($n > 30$)

Розглянемо основні положення технології структуризації групових ЕО, сформованих в рамках абсолютної шкали вимірювань у відповідності до рис. 3.4.

Сукупність оцінок X_j поступає на вхід блоку ідентифікації НЕ-фактора nf_1 – «неоднорідність». Попередньо необхідно сформулювати множину ознак $C_1 = \{c_j^{(1)} \mid j = \overline{1, t}\}$, які, в свою чергу, розглядаються як індикатори присутності неоднорідності у вихідній сукупності даних. Для підтвердження факту спотворення строгих параметричних моделей запропоновано використовувати ряд ознак (тестів), таких як, перевірка гіпотез про закон розподілу, оцінювання параметрів розподілу, побудова моделі розподілу (оцінювання ваги «хвостів» розподілу, вимога унімодальності розподілу, оцінювання параметрів форми кривої розподілу (асиметрія, ексцес) та ін).



Рисунок 3.4 – Узагальнена структура технології структуризації ЕО на основі абсолютної шкали

Наступним кроком є формування системи вирішуючих правил виявлення неоднорідності $SR_1 = \{R_l^{(1)} \mid l = \overline{1, h}\}$.

Після того як причина неоднорідності встановлена, генеруються рекомендації щодо вибору методу моделювання неоднорідності. Якщо причиною неоднорідності є спотворення строгих параметричних моделей, рекомендовано використовувати один з методів робастної статистики для обробки таких спостережень; якщо встановлено, що аналізована сукупність даних являє собою суміш, рекомендовано використовувати методи Datamining для ідентифікації параметрів суміші або її розщеплення на однорідні підсукупності.

Для вибірок обсягом $n \leq 30$ для перевірки гіпотез щодо закону розподілу доцільно використовувати такі багатосторонні критерії, як критерій Шапіро-Уїлка та Еппса-Паллі.

На основі сформованих вирішуючих правил $R_l^{(1)}$ може бути отримано правило вибору методу моделювання НЕ-фактора «неоднорідність»:

$$X_j \in \begin{cases} S_1, & \text{якщо } \forall l: R_l^{(1)} \rightarrow \text{відсутність } nf_1; \\ S_2, & \text{якщо } \exists l: R_l^{(1)} \rightarrow nf_1; \end{cases} \quad (3.41)$$

де S_1 – параметричний розподіл; S_2 – спотворений параметричний розподіл.

Якщо $X_j \in S_1$, то прийнято припущення про наявність однорідності і для рішення задачі пошуку узагальненої оцінки рекомендовано методи параметричної статистики. Якщо сукупність $X_j = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n\}$ представлена однорідними та нормально розподіленими значеннями, то в якості оцінки \bar{X}_j може бути використане звичайне середнє арифметичне [67].

Якщо $X \in S_2$, то виявлено, що в аналізованій сукупності ЕО має місце неоднорідність, що свідчить про наявність декількох підгруп експертів з близькими оцінкам, або про наявність так званих експертів-дисидентів (одного або декількох експертів з оцінками, що в значній мірі відрізняються від оцінок основної групи).

Внаслідок цього виникають дві задачі:

1. Виявлення та виключення спостережень, що різко виділяються
2. Розбиття (класифікація) вихідної сукупності ЕО на підгрупи зі схожою думкою.

Для вирішення першої з них можуть бути застосовані методи робасної статистики, наприклад, для розрахунку узагальненої оцінки, використана оцінка усіченого середнього, медіана, квантілі та ін.

Для вирішення другої можуть бути використані методи розпізнавання образів, методи робасної статистики, методи кластер-аналізу, структурний підхід. В роботі застосований підхід на основі адаптивних робасних статичних процедур [60], що лежать в основі формування вирішуючих правил кластеризації:

$$x_i \in \begin{cases} \{G_1\}, \text{ якщо } & x_i \leq p_1; \\ \{G_2\}, \text{ якщо } & p_1 < x_i \leq p_2; \\ \dots & \dots \\ \{G_q\}, \text{ якщо } & p_{q-1} < x_i \leq p_q; \\ \dots & \dots \\ \{G_s\}, \text{ якщо } & p_{s-1} < x_i \leq p_s. \end{cases} \quad (3.42)$$

де p_1, p_2, \dots, p_s – значення порогів, що дорівнюють визначеним значенням x_i .

Застосування адаптивних робасних оцінок дозволяє не тільки виділяти групи експертів з узгодженими оцінками, але і отримувати агреговану результуючу оцінку:

$$X_{yz} = \begin{cases} T(\alpha_1), & \text{ якщо } & stat < k_1; \\ T(\alpha_2), & \text{ якщо } & k_1 \leq stat \leq k_2; \\ \dots & \dots & \dots; \\ T(\alpha_i), & \text{ якщо } & k_{i-1} \leq stat \leq k_i; \\ \dots & \dots & \dots; \\ T(\alpha_z), & \text{ якщо } & k_{z-1} < stat. \end{cases} \quad (3.43)$$

де $T(\alpha_i)$ – оцінка усіченого середнього [60, 261, 392]; $stat$ – вибіркова статистика (ексцес, асиметрія, міра довжини «хвостів» та ін.) використовувана в адаптивній робастній оцінці; k_i – значення порогів, що відповідають визначеним значенням вибіркової статистики $stat$.

2. Технологія аналізу експертних вимірювань на основі шкали відношень

В рамках шкали відношень відображаються відношення властивостей об'єктів, тобто в скільки разів властивість одного об'єкта переважає цю ж властивість іншого об'єкта. Відношення, що задаються на цій шкалі мають вигляд: переваги (\succ або \prec) та еквівалентності (\sim). При виконанні експертних вимірювань у шкалі відношень широкого розповсюдження отримала процедура попарного порівняння об'єктів.

Припустимо група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Свої переваги експерти виражали в рамках заданої шкали відносної важливості, наприклад, 9-ти бальної шкали Сааті [395].

Сформований експертом E_i профіль B_i відображає його переваги відносно всіх аналізованих елементів множини A , та представляє його оцінки у формі зворотно-симетричної МПП виду:

$$B_i = \begin{pmatrix} 1 & b_{12} & \dots & b_{1i} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & 1 & \dots & b_{2i} & \dots & b_{2m} \\ \dots & \dots & 1 & \dots & \dots & \dots \\ b_{i1} & b_{i2} & \dots & 1 & \dots & b_{im} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 1 & \dots \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mi} & \dots & 1 \end{pmatrix}, \quad (3.44)$$

де $b_{ij} = 1/b_{ji}$, $\forall i, j = \overline{1, m}$; b_{ij} – експертні переваги, сформовані в рамках заданого типу шкали.

Для оцінювання m об'єктів експертизи експерту необхідно виконати

Перевірка узгодженості елементів НМПП, елементи якої представлені трикутним нечітким числом (ТНЧ), може бути виконана за наступною схемою [200, 225]:

$$CCI = \frac{2}{(m-1)(m-2)} \sum_{i < j} \left(\log \left(\frac{b_{ij}^1 + b_{ij}^2 + b_{ij}^3}{3} \right) - \log \left(\frac{w_i^1 + w_i^2 + w_i^3}{w_j^1 + w_j^2 + w_j^3} \right) \right)^2, \quad (3.47)$$

де $b_{ij} = (b_{ij}^1, b_{ij}^2, b_{ij}^3)$; $w_j = (w_j^1, w_j^2, w_j^3)$ – вектор локальних пріоритетів; m – розмірність матриці.

Якщо $CCI = 0$, то НМПП вважається абсолютно узгодженою. Для матриці порядку $m=3$ порогові значення складають $CCI=0.3147$, для $m=4$ $CCI=0.3526$, для $m>4$ $CCI=0.370$.

Для отримання значень вектору локальних пріоритетів в НМПП, елементи якої представлені у формі ТНЧ, може бути застосований метод Чанга [205, 223], що дозволяє отримувати точкові оцінки значень вектора пріоритетів.

Якщо a_{ij} представлено інтервальним числом, то в результаті виконання процедури попарних порівнянь формується інтервальна МПП (ІМПП) виду (3.44), де $b_{ij} = [b_{ij}^1, b_{ij}^2]$ ($b_{ij}^1 < b_{ij}^2 < 0$), $b_{ji} = [1/b_{ij}^2, 1/b_{ij}^1]$, $b_{ii} = b_{ii}^1 = b_{ii}^2 = 1$.

ІМПП є узгодженою, якщо наступна допустима область не порожня [458]:

$$S = \left\{ w = (w_1, w_2, \dots, w_m) \mid b_{ij}^1 \leq w_i / w_j \leq b_{ij}^2, \sum_{i=1}^m w_i = 1, w_i > 0 \right\}. \quad (3.48)$$

ІМПП є узгодженою, якщо її елементи задовольняють нерівності [459]:

$$\max_k (b_{ik}^1, b_{kj}^1) \leq \min_k (b_{ik}^2, b_{kj}^2) \quad \text{для } \forall (i, j, k) = \overline{1, m}. \quad (3.49)$$

Для отримання значень вектору локальних пріоритетів в ІМПП, в даний час широкое застосування отримали [437, 456, 458]: метод лінійного програмування GPM (LGPPM), метод нижньої та верхньої апроксимацій (LUAM), двоетапний метод цільового програмування TSLGP.

Розглянуті методи, в основі яких знаходяться процедури попарного порівняння, не позбавлені ряду недоліків, з котрих слід вказати на наступні:

- зі зростанням кількості порівнюваних попарно елементів ($m \geq 6$) досить часто важко досягти високого рівня узгодженості локальних пріоритетів;
- при великих n доводиться будувати значну кількість зворотно симетричних матриць;
- накладається жорстка вимога оцінювання всіх елементів множини вихідних даних (альтернатива);
- методи, що використовують точкові ЕО працюють тільки з жорсткими оцінками альтернатив і не допускає невизначеності в судженнях експертів або ОПР (при побудові МПП, експерту не дозволяється відповідати «не знаю» або «не впевнений»).

Одним з рішень зазначених проблем є застосування сучасних методів управління невизначеностями, до числа яких відносяться методи теорії Демпстера–Шейфера (ТДШ, теорія свідoctв) та теорії Дезера–Смарандаке (ТДС, теорія правдивих і парадоксальних суджень) [220, 400, 419, 420].

Підходи до побудови МПП, в основі яких знаходяться елементи ТДШ та ТДС, дозволяють будувати усічені МПП (УМПП). Особливостями вказаних методів є те, що експерти, як на рівні критеріїв (у випадку вирішення багатокритеріальної задачі прийняття рішень), так і на рівні альтернатив звільнені від виконання парних порівнянь над всією множиною вихідних даних, і здійснюють вибір найбільш бажаних альтернатив (груп альтернатив). При цьому експерт сам визначає, для яких альтернатив або груп альтернатив він може висловити свої переваги.

Визначальна риса вказаних підходів полягає в тому, що при побудові УМПП, використовуючи математичний апарат ТДШ, на множині вихідних даних (альтернатив) накладається два жорстких обмеження: обмеження взаємовиключності та взаємовичерпності елементів основи аналізу (множини аналізованих об'єктів). Математичний апарат ТДС накладає лише обмеження взаємовичерпності елементів основи аналізу.

Таким чином сформований експертом E_i профіль B_i відображає його

переваги та представляє його оцінки у формі зворотно-симетричної УМПП розмірністю $(d+1) \times (d+1)$ виду:

$$B_j = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & b_1 \\ 0 & 1 & \dots & \vdots & b_2 \\ \dots & \vdots & \ddots & 0 & \\ 0 & \dots & 0 & 1 & b_d \\ 1/b_1 & 1/b_1 & \dots & 1/b_d & 1 \end{pmatrix}, \quad (3.50)$$

де $b_i = 1/b_i, \forall i = \overline{1, d}$; b_i – ЕП виділеної групи альтернатив $Y \subseteq A$ відносно всієї множини альтернатив A , що сформовані в рамках заданого типу шкали; d – кількість сформованих експертом E_j підмножин $Y \subseteq A$.

Для отримання значень вектору локальних пріоритетів УМПП, побудованої в рамках нотації ТДШ, застосовується метод запропонований в [193, 194]:

$$w_j = \frac{b_j}{\sum_{i=1}^d b_i + \sqrt{d}}; \quad w_{d+1} = \frac{\sqrt{d}}{\sum_{i=1}^d b_i + \sqrt{d}}. \quad (3.51)$$

Для отримання значень вектору локальних пріоритетів УМПП, побудованої в рамках нотації ТДС, застосовується метод запропонований в [354].

Перевірка узгодженості елементів матриці (3.50) не здійснюється. Узгодженість експертних оцінок може бути оцінена лише на етапі визначення агрегованих оцінок (шляхом операції комбінування), аналізуючи значення коефіцієнту конфлікту.

Розглянемо основні положення технології структуризації групових ЕО, сформованих в рамках шкали відношень у відповідності до рис. 3.5.

Сформовані ЕО $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$ надходять в блок оцінювання узгодженості. Далі проводиться вибір методу перевірки на узгодженість, який багато в чому залежить від форми подання експертної інформації, обраної шкали вимірювання, і т.п.

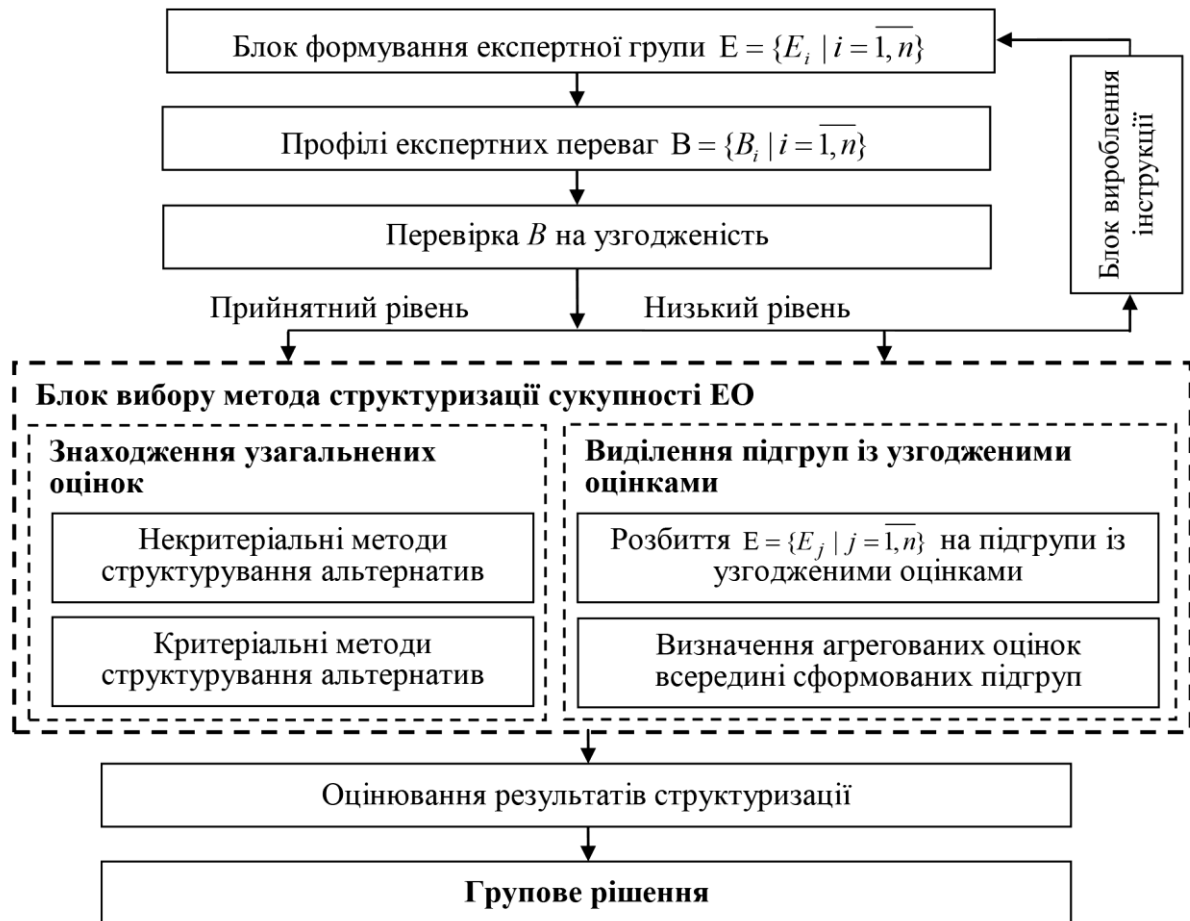


Рисунок 3.5 – Узагальнена структура технології структуризації ЕО на основі шкали відношень

В загальному вигляді схема перевірки сукупності ЕО на узгодженість наведена на рис. 3.6.

При досягненні допустимого рівня узгодженості для отримання узагальноної оцінки рекомендується використовувати методи некритеріального або критеріального структуривання альтернатив [45]. Алгоритм вибору методів підтримки прийняття рішень наведено на рис. 3.7

Якщо в ході аналізу буде виявлено, що загальна узгодженість ЕО низька, що свідчить про присутність в експертній групі експертів, чиї оцінки в деякій мірі відрізняються від оцінок основної групи – виникає задача розбиття експертної групи на декілька підгруп (кластерів) експертів з близькими (узгодженими) оцінками, для подальшого їх аналізу та пошуку агрегованої оцінки.



Рисунок 3.6 – Схема перевірки сукупності ЕО на узгодженість

Для вирішення цієї задачі доцільно використовувати різноманітні метрики, відстані для виділення підгруп експертів з «близькими судженнями», або використовувати методи ТДШ та ТДС, для отримання узагальної оцінки, наприклад, ТДШ/МАІ [193, 354].

У разі відмови від процедури розбиття вихідної сукупності ЕО, виявляються причини розкиду думок експертів і приймається рішення про проведення повторного опитування. У цій ситуації можуть бути внесені зміни (корективи) до інструкції проведення опитування, змінено склад експертної комісії та ін.

3. Технологія аналізу на основі порядкової шкали експертних вимірювань

Порядкова шкала (ординальна, рангова, переваг) застосовується для впорядкування (ранжування) об'єктів за однією або сукупності ознак [118, 120]. Ранжування здійснюється на основі заданих рангів (номеру аналізованого об'єкта в упорядкованому ряді). Числа в порядковій шкалі використовуються

для встановлення порядку між об'єктами за допомогою двох видів відношень: еквівалентності (\sim) та переваги (\succ).



Рисунок 3.7 – Алгоритм вибору методів ПР

Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$, сформувала множину індивідуальних ЕО $X = \{X_i \mid i = \overline{1, n}\}$, $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_m\}$, де x_k виражає бальну оцінку експерта E_i відносно об'єкта A_k , або експерт E_i формує індивідуальне ранжування (впорядкування) $R_i = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ об'єктів $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$ виду:

- строгого порядку $R_i: r_1 \succ r_2 \succ \dots \succ r_j \succ \dots \succ r_m$;
- не строгого порядку (квазіпорядку) $R_i: r_1 \succ r_2 \succ (r_3 \sim r_4 \sim r_5) \succ \dots \succ r_j \succ \dots \succ r_m$.

Множина X_i може бути приведена до форми R_i шляхом побудови варіаційного ряду $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(i)} \leq \dots \leq x_{(m)}$ і отримання відповідних рангів об'єктів $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$. В результаті такої процедури формуються профілі ЕП $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Сформований експертом E_i профіль B_i відображає його переваги (виражені за допомогою рангів) відносно всіх аналізованих елементів множини A .

Узагальнену схему аналізу групових ЕО, сформованих в рамках порядкової шкали можна представити в наступному вигляді:

$$B = \begin{pmatrix} B_1 \\ \dots \\ B_i \\ \dots \\ B_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1j} & \dots & r_{1m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{i1} & r_{i2} & \dots & r_{ij} & \dots & r_{im} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nj} & \dots & r_{nm} \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} \overline{R}_1 \\ \dots \\ \overline{R}_j \\ \dots \\ \overline{R}_m \end{pmatrix}^{-1} \Rightarrow R_{yz}, \quad (3.52)$$

\uparrow \uparrow
 $[\pi_1]$ $[\pi_2]$

де кожен елемент матриці r_{ij} – ранг присвоєний i -им експертом кожному об'єкту j ($i = \overline{1, n}$; $j = \overline{1, m}$); \overline{R}_j – оцінка типу «середнє», отримана за рангами j -го стовпчика (об'єкта) всіма експертами, що характеризує близькість (схожість) рангів r_{ij} ; R_{yz} – узагальнене ранжування елементів матриці; $[\pi_i]$ – деякий оператор обробки групових ЕО (методи, правила, алгоритми).

Розглянемо основні положення технології структуризації групових ЕО, сформованих в рамках порядкової шкали вимірювань у відповідності до рис. 3.8.

Сукупність оцінок X_j поступає на вхід блоку ідентифікації НЕ-фактору nf_1 – «неоднорідність». У цьому випадку неоднорідність можна розглядати як неузгодженість і в якості ознаки неоднорідності можна використовувати оцінку ступеня узгодженості експерта за кожним об'єктом окремо, або за всією множиною $A = \{A_i \mid i = \overline{1, m}\}$ в цілому.

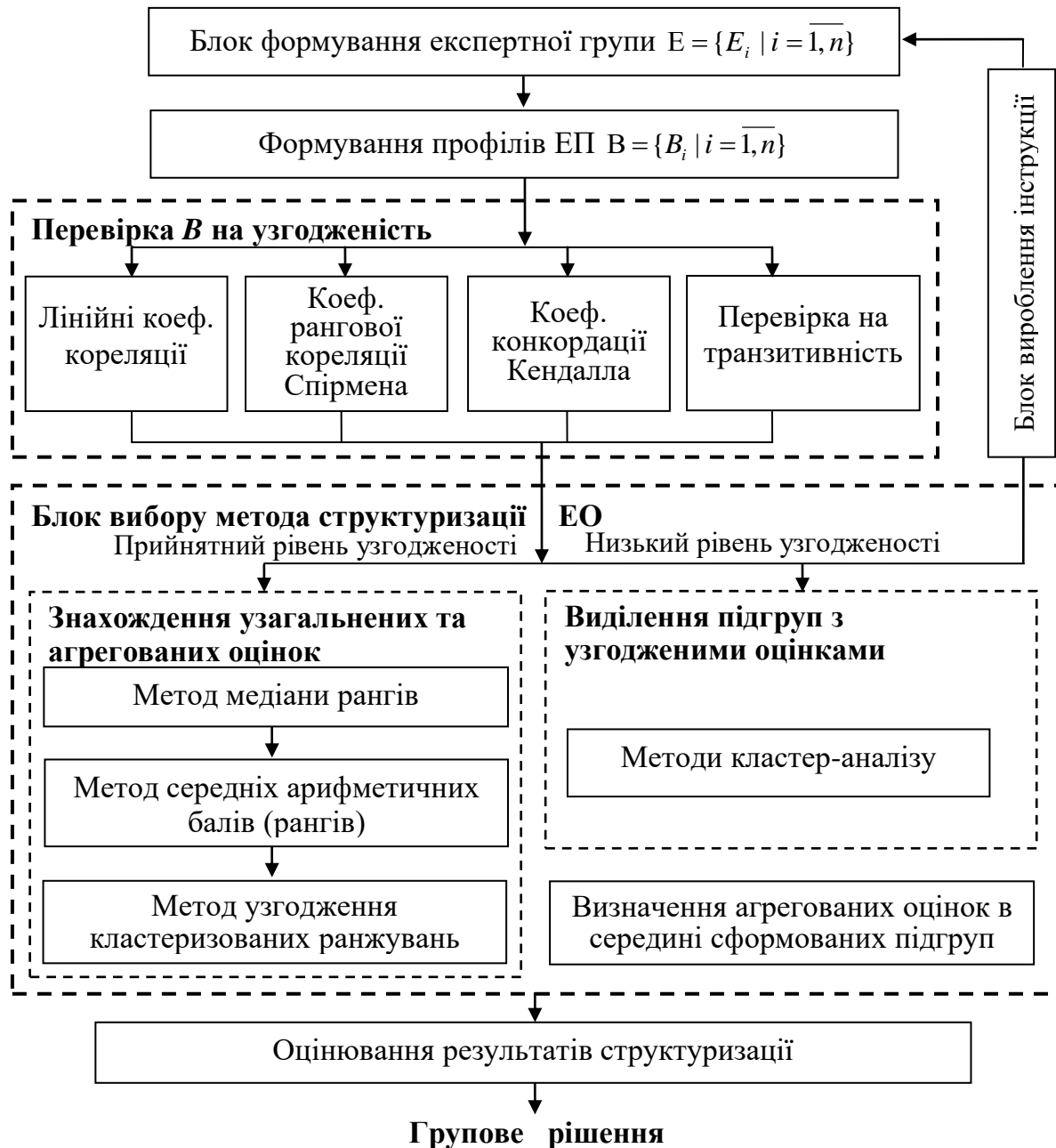


Рисунок 3.8 – Узагальнена структура технології структуризації ЕО на основні порядкової шкали

З цією метою в роботі рекомендовано використовувати наступні способи оцінки узгодженості ЕО: коефіцієнт рангової кореляції Спірмена та коефіцієнт конкордації Кенделла–Сміта. Коефіцієнт рангової кореляції Спірмена доцільно використовувати для перевірки узгодженості ЕО двох експертів, якщо ці оцінки не є числами. Якщо експертизу проводять більше двох експертів, і вони можуть лише визначити ранги об'єктів, то узгодженість їх оцінок визначається на

основі коефіцієнту конкордації Кенделла–Сміта. Перевірку на транзитивність доцільно виконувати в якості додаткової перевірки.

Якщо задача перевірки узгодженості ЕО вирішена позитивно, то можна переходити до вирішення задачі знаходження агрегованої (узагальненої) ЕО [26].

Оцінки \bar{R}_j , ($j=1,\dots,m$), згідно рекомендаціям роботи [118], можуть бути отримані двома способами:

- методом середніх арифметичних рангів:

$$\bar{R}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i, \quad (3.53)$$

- методом медіан рангів:

$$\bar{R}_j(\text{med}) = \begin{cases} r_{(n+1)/2}, & \text{якщо } n - \text{ непарне;} \\ [r_{(n/2)} + r_{(1+n/2)}] / 2, & \text{якщо } n - \text{ парне.} \end{cases} \quad (3.54)$$

В роботі [118] рекомендовано комплексне застосування вказаних процедур.

В кінцевому результаті R_{yz} може бути представлена двома видами ранжувань: строгого і нестроного порядку. Присутність відношення квазіпорядку свідчить про наявність кластерів (груп) оцінок, всередині яких об'єкти визнані еквівалентними.

При наявності k ранжувань ($k>1$) нестроного порядку, наприклад на основі застосування декількох альтернативних підходів обробки ЕО, для отримання результуючого ранжування об'єктів рекомендовано використовувати метод узгодження кластеризованих ранжувань, запропонований в роботі [118], який дозволяє отримувати кластиризоване ранжування, що є узгодженим з усіма вихідними кластеризованими ранжуваннями. Такий підхід може використовуватися, наприклад, на основі визначення медіани Кемені [119, 120, 287].

Припустимо, задано $R_{y3.1}, R_{y3.2}, R_{y3.3}, \dots, R_{y3.k}$, тоді вираз для визначення медіани Кемені приймає вигляд:

$$\text{Arg min}_{R_{y3}} \sum_{i=1}^k D(R_{y3.i}, R_{y3}). \quad (3.55)$$

де Arg min – значення R_{y3} , при яких досягає мінімуму вказана сума відстаней (мір близькості) медіани Кемені D від ранжування $R_{y3.i}$ до поточного ранжування R_{y3} , за яким і проводиться мінімізація.

Таким чином:

$$\sum_{i=1}^k D(R_{y3.i}, R_{y3}) = D(R_{y3.1}, R_{y3}) + D(R_{y3.2}, R_{y3}) + \dots + D(R_{y3.k}, R_{y3}). \quad (3.56)$$

Слід зазначити, що в обчислювальному відношенні медіана Кемені є достатньо складною процедурою. В той же час вона дозволяє отримувати єдине коректне результуюче ранжування.

Якщо в ході аналізу буде виявлено, що загальна узгодженість ЕО низька, це призводить до задачі кластеризації групи експертів на підгрупи з «близькими» (узгодженими) думками. Для вирішення такої задачі, за умови, що ЕО виражені в балах, зручно використовувати адаптивні робастні оцінки; якщо ЕО представлені у вигляді індивідуальних ранжувань, доцільно задачу кластеризації розв'язувати з використанням метрик або інших показників розрізнення (відстані між об'єктами, міри близькості, схожості, розрізнення та ін.) [129]. При цьому для будь-якого заданого розбиття об'єктів на групи і будь-якого числа $\alpha > 0$ можна вказати таку метрику, за якою відстань між об'єктами з однієї групи буде менше за визначене α , а між об'єктами різних груп більше $1 / \alpha$ [115].

3.4 Синтез інформаційної технології структуризації експертних оцінок в умовах неоднорідності

Розроблена ІТ призначена для вирішення задачі аналізу групових ЕО у випадку виявлення їх неоднорідності, що породжена їх неузгодженістю.

Запропонований підхід дозволяє розв'язувати задачі структуризації (ранжування, кластеризація, ранжування кластерів) групових ЕО, сформованих в рамках абсолютної, порядкової та шкали відношень, з метою вироблення підсумкової (узагальненої) оцінки, що враховує думки (аргументи) кожного експерта.

Узагальнена структура ІТ структуризації експертної інформації в умовах неоднорідності (неузгодженості) і синтезу групового рішення наведена на рис. 3.9.

Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_j \mid j = \overline{1, m}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. При вирішенні критеріальної задачі вибору додатково залучається множина критеріїв $K = \{k_l \mid l = \overline{1, q}\}$, відносно яких проводиться оцінювання кожного аналізованого об'єкта (альтернативи) множини А. Експертам пред'являється однакова інструкція, яка зазначає, що вони повинні робити із множиною А.

Методика синтезу ІТ структуризації ЕО умовах неоднорідності може бути описана наступним чином.

Сукупність ЕО $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$ поступає на вхід блоку ідентифікації НЕ-фактора, в даному випадку мова йде про nf_1 – «неоднорідність» (якщо оцінки експертів представлені в абсолютній шкалі вимірювань) або nf_1 – «неузгодженість» (якщо оцінки експертів представлені в шкалі відношень або порядку). В цьому блоці відбувається формування системи ознак ідентифікації аналізованого виду НЕ-фактору (неоднорідності / неузгодженості) $C_1 = \{c_j^{(1)} \mid j = \overline{1, t}\}$, на якого основі виробляється система вирішуючих правил $SR_1 = \{R_l^{(1)} \mid l = \overline{1, h}\}$ ідентифікації НЕ-фактору nf_1 . Для ідентифікації (підтвердження) наявності nf_1 може бути використана як одна ознака, що дозволяє однозначно встановити наявність НЕ-фактору nf_1 , так і їх сукупність.



Рисунок 3.9 – Структура ІТ аналізу ЕО в умовах неоднорідності (при проведенні експертної процедури в 1 тур)

У випадку останнього, відсутність НЕ-фактору nf_1 визнається, якщо встановлено відсутність НЕ-фактору nf_1 за всією сукупністю аналізованих ознак ($\forall j: c_j^{(1)} \rightarrow$ відсутній nf_1); наявність НЕ-фактору nf_1 визнається, якщо

існує хоча б одна ознака (із заданої сукупності), що сигналізує про наявність НЕ-фактору nf_1 ($\exists j: c_j^{(1)} \rightarrow nf_1$).

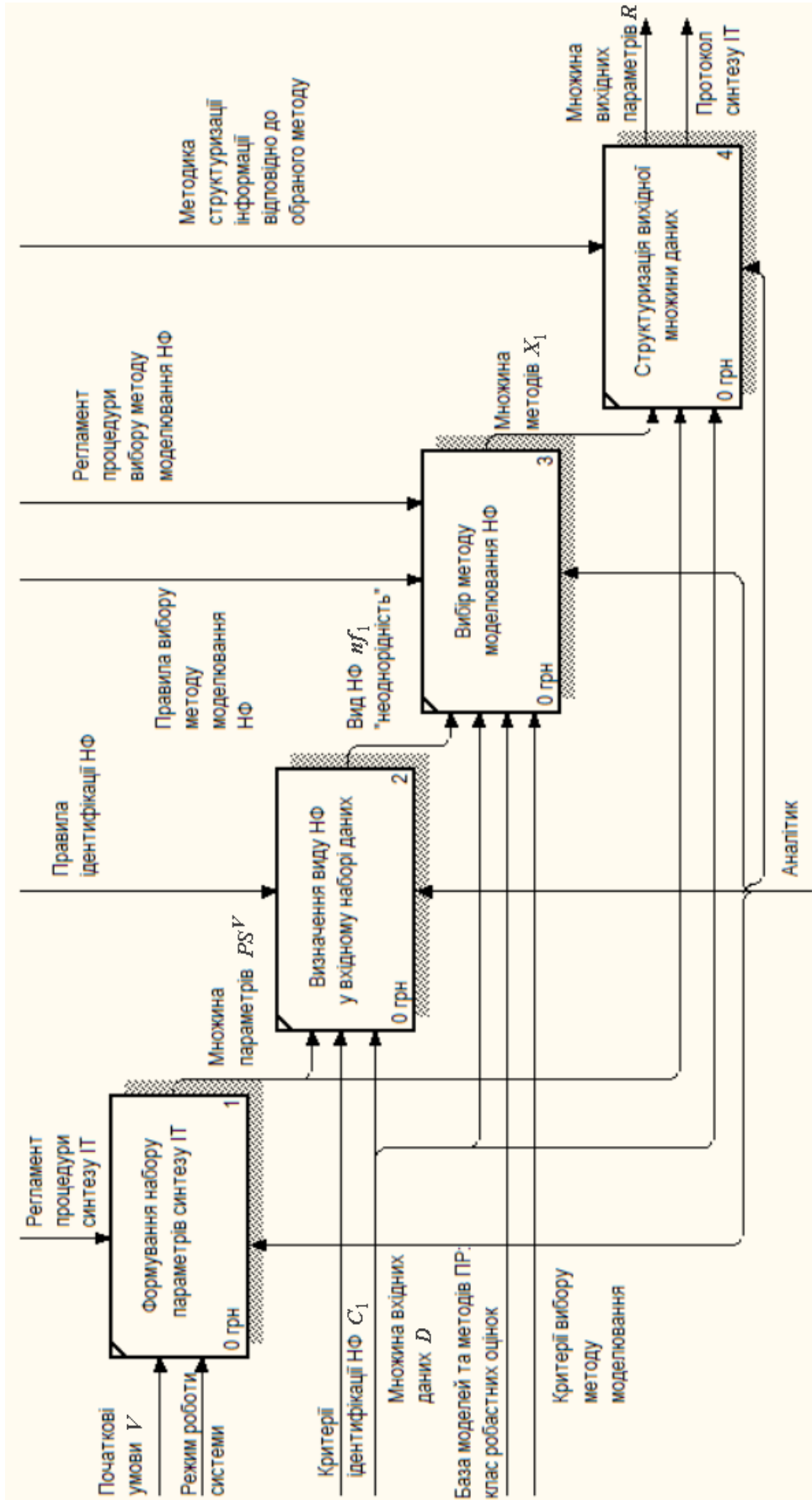
Наступним етапом є визначення характеру задачі структуризації ЕО і вибір математичного апарату аналізу ЕО. Якщо підтверджено відсутність НЕ-фактору nf_1 , то процедура структуризації сукупності ЕО зводиться до вирішення задачі знаходження агрегованої (узагальненої) ЕО. Якщо в ході аналізу буде встановлено наявність НЕ-фактору nf_1 (сукупність експертних оцінок характеризується низькою узгодженістю, або неоднорідністю), то процедура структуризації сукупності ЕО зводиться до вирішення задачі розбиття експертної групи на декілька підгруп (кластерів) експертів з близькими (узгодженими, однорідними) оцінками, для наступного їх аналізу та пошуку агрегованої оцінки в рамках кожної виділеної підгрупи.

В ситуації, коли виділення підгруп експертів і пошук агрегованих оцінок всередині виділених підгруп є неприйнятним, доцільно визначити причину розкиду ЕО, виявити експертів, чії оцінки порушують однорідність (узгодженість) загальної сукупності ЕО, і провести повторне опитування (можливо з внесенням коректив у склад експертної групи, зміненням процедури експертного оцінювання, форми представлення ЕО та ін.) з метою отримання однорідної (узгодженої) сукупності ЕО.

Результатом процесів, що відбуваються у цьому блоці, є підготовлена (структурована) для прийняття рішення (для ОПР) інформація, яка відповідає поставленим цілям аналізу. Заключним етапом є інтерпретація отриманих результатів структуризації і вироблення групового рішення.

Розглянемо приклад синтезу ІТ моделювання неоднорідності, рис. 3.10.

Постановка задачі: на основі реєстрованих за рік замірів санітарного попуску (розходу) води з Олександрівського водосховища (р. Південний Буг) визначити середній рівень попуску води на протязі 2019 року.



Вихідні дані:

Рисунок 3.10 – Функціональна модель процесу синтезу ІТ за нотацією IDEFO

множина вихідних даних	$D = \{d_z \mid z = \overline{1, r}\}$, $r = 365$ – заміри санітарного попуску за рік;
шкала вимірювання	$s_q = \{\text{абсолютна}\}$;
структура даних:	$ST = \{\text{числа}\}$;
вирішувана задача	$z_t = \{\text{визначення середнього значення сукупності даних}\}$.

Процедура ідентифікації $nf_1 = \{\text{неоднорідність}\}$.

1. Критерії ідентифікації $C_1 = \{c_j^{(1)} \mid j = \overline{1, t}\}$, $C_1 \subset CN$:

$c_1^{(1)}$ – унімодальність розподілу;

$c_2^{(1)}$ – оцінки ваги «хвостів» розподілу;

$c_3^{(1)}$ – перевірка гіпотези про відсутність аномальних спостережень;

$c_4^{(1)}$ – оцінка симетричності розподілу;

$c_5^{(1)}$ – наявність суміші розподілів.

В якості критерію $c_2^{(1)}$ використана статистика $Q = (U_{(0.05)} - L_{(0.05)}) / (U_{(0.5)} - L_{(0.5)})$, що характеризує міру довжини «хвостів» розподілу: $L_{(\alpha)}$ – середнє $[an]$ молодших; $U_{(\alpha)}$ – середнє $[an]$ старших членів варіаційного ряду D_{var} , побудованого на основі множини D . Значення статистики $Q > 3.2$ свідчить про наявність неоднорідних даних серед 37.5% значень мінімальних та максимальних порядкових статистик варіаційного ряду [259].

В якості критерію $c_3^{(1)}$ використано тест Смірнова [140].

В якості критерію $c_4^{(1)}$ використана статистика $HeQ_1 = (U_{(0.05)} - M(0.5)) / (M(0.5) - L_{(0.05)})$, де $M(\alpha)$ – середнє $[an]$ центральних членів варіаційного ряду D_{var} , побудованого на основі множини D . Значення статистики $HeQ_1 > 1.4$ свідчить про наявність правосторонньої асиметрії [255].

2. Приклад вирішуючих правил ідентифікації nf_1 , $SR_1 = \{R_l^{(1)} \mid l = \overline{1, h}\}$,
 $SR_1 \subset SRN$:

$$R_1^{(1)} : (\text{відсутність фактору } c_1^{(1)}, D) \rightarrow nf_1;$$

$$R_2^{(1)} : (c_2^{(1)} > 3.2, D) \rightarrow nf_1;$$

$$R_3^{(1)} : (\text{відхилення } c_3^{(1)}, D) \rightarrow nf_1;$$

$$R_4^{(1)} : ((c_4^{(1)} > 1.4) \wedge (\text{відсутність фактору } c_1^{(1)}), D) \rightarrow nf_1;$$

$$R_5^{(1)} : (\text{відхилення } c_3^{(1)}, D) \rightarrow nf_1;$$

$$R_6^{(1)} : (c_5^{(1)}, D) \rightarrow nf_1$$

Вибір методу моделювання $nf_1 = \{\text{неоднорідність}\}$.

Множина методів моделювання nf_1 : сукупність робастних оцінок
 $M_1 = \{m_j^{(1)} \mid j = \overline{1, p^*}\}$, $p^* = 25$;

$$\text{Функція вибору методу } m_j^{(1)} : f(X_1) = \left\{ m_j^1 \in X_1 \mid \forall m_j^1 \in M_1 : \min_j(e_{m_j^1}) \right\},$$

$X_1 \subseteq M_1$, де $e_{m_j^1}$ – стандартна похибка усіченого середнього для $m_j^{(1)}$.

Параметри синтезу ІТ:

вектор вихідних параметрів:	$V = \{D; s_i; ST; z_t\}$;
параметри синтезу ІТ	$PS^V = V$,
$PS = \{Par_i \mid i = \overline{1, k}\}$, $PS = PS^V \cup PS^P$:	$PS^P = \{nf_1; X_1\}$.
правило генерації ІТ:	$\wedge Par_i \rightarrow IT_q, i \leq k$.

Тоді отримуємо наступний вектор параметрів-результатів: $R = \{nf_1$; індекс
 $l: R_l^{(1)} : \rightarrow nf_1, l = \overline{1, h}; \forall m_j^{(1)} \in X_1 : < \alpha, T(\alpha) = m_j^{(1)}(D), e_{m_j^{(1)}} > \}$.

Вектор параметрів-результатів містить інформацію: ідентифікований вид НЕ-фактору (nf_1), або інформацію щодо його відсутності; номер правила (l), за яким було ідентифіковано НЕ-фактор; значення рівня усічення, значення

усіченого середнього та стандартної похибки усіченого середнього для групи обраних методів ($\forall m_j^{(1)} \in X_1 : \langle \alpha, T(\alpha) = m_j^{(1)}(D), e_{m_j^{(1)}} \rangle$).

За результатами синтезу ІТ формується протокол синтезу ІТ, що містить множину вихідних параметрів задачі; перелік використаних критеріїв ідентифікації аналізованого виду НЕ-фактору; перелік синтезованих вирішуючих правил ідентифікації аналізованого виду НЕ-фактору; синтезоване правило генерації ІТ; значення похибки усіченого середнього для всіх аналізованих методів $\forall j = \overline{1, p^*} : \langle m_j^{(1)}, e_{m_j^{(1)}} \rangle$.

В роботах [48, 61, 74, 234, 307] запропоновано комплекс математичних моделей та ІТ вирішення ряду практичних задач в умовах невизначеності, неоднорідності та неузгодженості.

3.5 Технологія підтримки прийняття рішень з використанням методів ймовірнісного виведення

В загальному випадку під задачею ймовірнісного виведення будемо розуміти визначення ймовірності випадкових подій або їх комбінацій, а також ймовірності інших подій, що стохастично пов'язані з ними, на основі всієї вихідної інформації. Для побудови інтегрованої ІТ їх застосування, розглянемо наступну групу методів, які набули широко застосовуються в останній час в різних практичних задачах: ймовірнісне виведення на деревах ймовірності, метод конденсації ймовірнісних розподілів, ймовірнісне виведення на мережах впевненості (Байєсівські мережі), абдуктивне виведення на мережах впевненості [71, 145, 316, 358, 381].

Для представлення перерахованих методів в рамках інтегрованої технології, необхідно проаналізувати наступні аспекти:

1. розглянути способи отримання оцінок ймовірності здійснення випадкових подій, що мають бути визначені на попередньому етапі;
2. визначити вплив залежності або незалежності систем випадкових подій на побудову ймовірнісних дерев та мереж;

3. дослідити можливість застосування методів ймовірнісного виведення в залежності від збільшення числа модельованих систем випадкових подій.

Проаналізуємо розглянуті аспекти більш детально. Необхідність розгляду способів отримання оцінок ймовірнісних подій продиктована тим, що для реалізації методів ймовірнісного виведення, необхідно, як правило, їх попереднє визначення.

Розрізняють два основні види таких оцінок: об'єктивні (емпіричні) ймовірності та суб'єктивні (експертні) ймовірності. Перші з них отримують на основі частотного підходу, що полягає в отриманні частки від ділення кількості рівнозначних проявів (n), що сприяють реалізації подій, на загальну кількість рівноможливих подій (N). При цьому використовується інформація про минулі реалізації подій за тривалий період часу. Суб'єктивні оцінки ймовірностей, джерелом яких є експерт або група експертів, формуються в умовах існування унікальних ситуацій, коли відсутня передісторія реалізації випадкових подій. Такий підхід тягне за собою вирішення задач обробки ЕО.

Наявність факту залежності (незалежності) систем випадкових подій визначає порядок побудови дерев ймовірності: наявність незалежності дозволяє поєднувати різні системи випадкових подій в дерево, в довільному порядку; залежність таких систем вимагає дотримання певного порядку при їх об'єднанні. Наведемо формулювання залежності (незалежності) випадкових подій. Деяка подія e_i незалежна від події e_j , якщо ймовірність першої не залежить від того, відбулася чи ні друга подія. В цьому випадку для проведення розрахунків на дереві ймовірності використовується вираз:

$$p(e_i, e_j) = p(e_i) \cdot p(e_j).$$

Подія e_i залежна від події e_j , якщо її ймовірність залежить від, того відбулася подія e_j чи ні. Ймовірність події e_i , що визначена за умови, що подія, яка відбулася e_j , називається умовною ймовірністю події e_i : $p(e_i/e_j)$. Відповідно отримуємо: якщо події e_i і e_j незалежні, то $p(e_i/e_j) = p(e_i)$. Якщо

події e_i і e_j залежні, то ймовірність їх спільного здійснення (перетину) дорівнює $p(e_i \cap e_j) = p(e_j) \cdot p(e_i/e_j)$.

Врахування кількості систем випадкових подій має важливе значення, оскільки їх зростання тягне за собою експоненційне зростання розмірів дерев ймовірності. Особливо яскраво це проявляється, коли кількість систем випадкових подій $m > (3 \div 4)$.

Розмір дерева ймовірності може бути визначений на основі наступного підходу. Кожен шлях на дереві від кореневого вузла до кінцевої позиції відображає одну з усіх можливих комбінацій подій, яка називається сценарієм. Оскільки кожен сценарій утворює одну можливу комбінацію подій, по одній з кожної повної системи подій, загальна кількість сценаріїв може бути визначена ще до конструювання дерева ймовірності

$$N = \prod_{i=1}^m n_i, \quad (3.57)$$

де n_i – кількість подій в i -ій системі; m – загальна кількість систем випадкових подій [149].

Викладені судження покладені в основу алгоритму реалізації технології підтримки прийняття рішень з застосуванням методів ймовірнісного виведення (рис. 3.11).

Проблема зростання кількості систем випадкових подій в певній мірі може бути знята за допомогою застосування методу конденсації ймовірнісних розподілів [351], який дозволяє знизити їх розмірність.

Конденсація розподілів може бути виконана як шляхом об'єднання або видалення деяких значень випадкових змінних, та і шляхом комбінації таких процедур. Основним недоліком даного методу є те, що може бути втрачена частина важливої релевантної інформації.

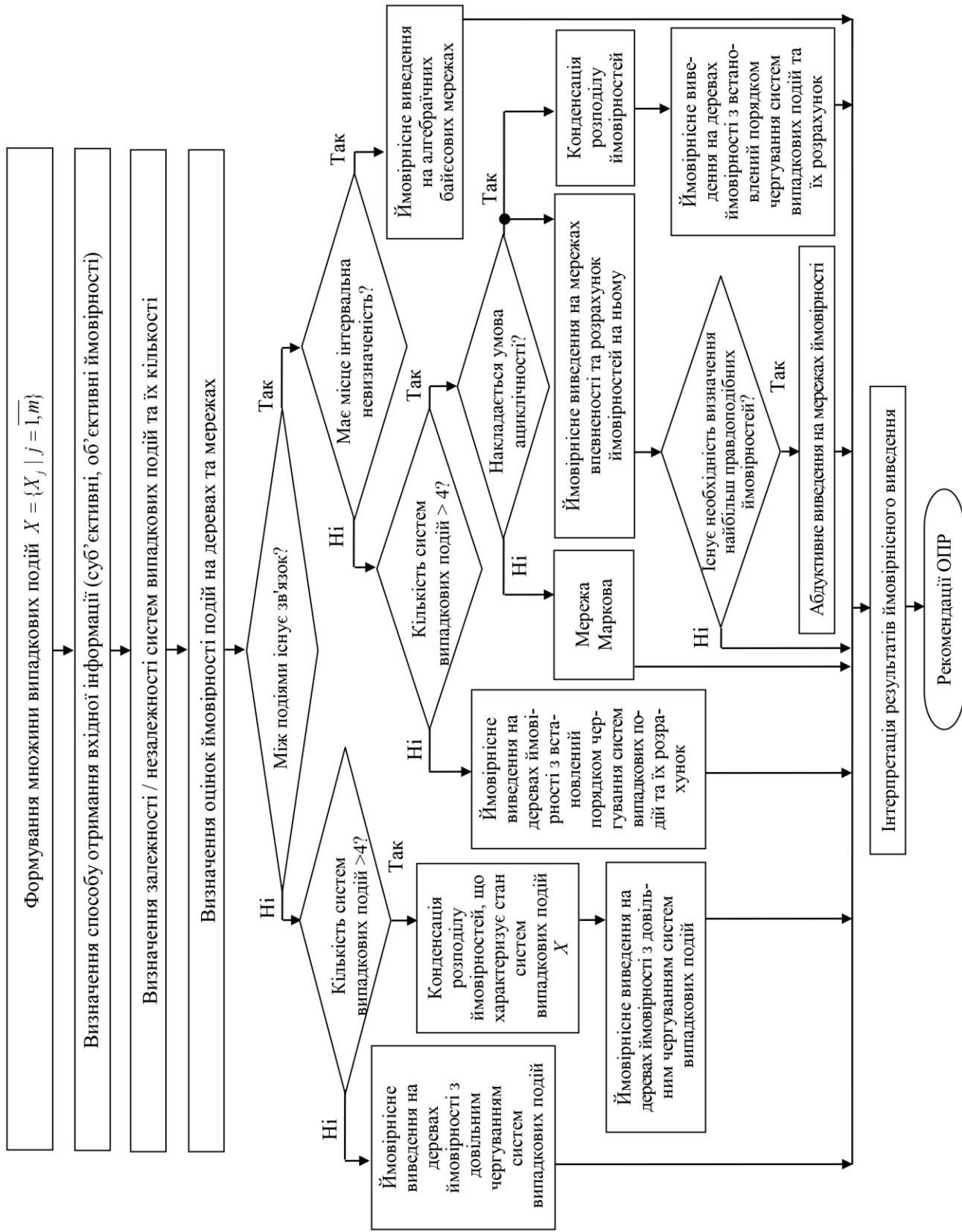


Рисунок 3.11 – Алгоритм реалізації технології підтримки прийняття рішень з використанням методів ймовірнісного виведення

Разом з тим, для кардинального вирішення вказаної проблеми, авторами роботи [381] був запропонований підхід на основі мережі упевненості (альтернативна назва: байєсівська мережа (БМ) довіри, причинна мережа, ймовірнісна мережа). Така мережа являє собою спрямований ациклічний граф, і є графічною ймовірнісною моделлю для представлення ймовірнісних залежностей, або їх відсутності.

Байєсівську мережу довіри можна представити у вигляді пари $\langle G, V \rangle$, в якій перша компонента являє собою спрямований ациклічний граф $G = (X, E)$, де X – множина вершин; E – множина дуг. Вершини $X_j \in X$, що називаються вузлами, відображають всі повні системи випадкових подій; кожен елемент множини $X_j \in X$ є випадковою змінною (подією), яка може мати як дискретний, так і непереривний характер. Вершини графу $X_j \in X$ з'єднуються попарно орієнтованими ребрами і описують відношення умовної незалежності.

При цьому зв'язок $A \rightarrow C$ є причинним, коли подія A є причиною виникнення події C ; вершина A називається батьком C , і впливає на його значення. Друга компонента V являє собою множину параметрів, що визначають мережу. Вона містить параметри $\Theta_{x_j|pa(X_j)} = P(x_j | pa(X_j))$ для кожного можливого значення x_j з X_j , і $pa(X_j)$ з $Pa(X_j)$, де $Pa(X_j)$ – множина всіх батьків змінної X_j в G . При заданій структурі мережі повна сумісна ймовірність визначається за формулою:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_N) = \prod_{j=1}^N P(X_j | Pa(X_j)). \quad (3.58)$$

Для опису БМ довіри необхідно визначити:

1. структуру мережі (оптимальну топологію графу G);
2. параметри кожного вузла $X_j \in X$ – тензори умовних ймовірностей виду $P(X_j | Pa(X_j))$ у вузлах. У вузлах, що не мають батьків, тензори умовних ймовірностей вироджуються в тензори маргінальних ймовірностей виду $P(X_j)$.

Процес побудови нециклічного графу, що відповідає змінним, називається навчання мережі. В даний час існує широкий клас методів навчання БМ. Вибір таких методів залежить від двох особливостей: чи відома топологія (структура) мережі і спостерігається наявність в мережі прихованих змінних (вузлів); ситуація, при якій частина даних є некоректною або взагалі відсутня. Розглянемо 4 випадки, наведені в [12], табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Умови застосування методів навчання БМ

Структура	Спостереження	Метод
Відома	Повне	Максимальна оцінка правдоподібності
	Часткове	Максимізація математичного сподівання або жадібний метод пошуку екстремуму
Невідома	Повне	Пошук в просторі моделей
	Часткове	Структурний алгоритм максимізації математичного сподівання або стиснення границь

В загальному вигляді, задача навчання БМ виглядає наступним чином [38]. Для множини пов'язаних подій X_j , $j = \overline{1, N}$ задається множина навчальних даних $D = \{d_i \mid i = \overline{1, n}\}$, $d_i = \{x_i^{(j)} \mid j = \overline{1, N}\}$, $N \geq 2$ (нижній індекс – номер спостереження, верхній – номер змінної), n – кількість спостережень, кожне спостереження складається з N змінних, кожна змінна має $A_j = \{0, 1, \dots, \alpha_j - 1\}$, $\alpha_j \geq 2$ станів. На основі навчальної вибірки необхідно побудувати ациклічний граф, що відповідає змінним X_j , $j = \overline{1, N}$. Задача навчання мережі є NP -важкою, оскільки при повному переборі необхідно виконати аналіз $3^{\frac{n(n-1)}{2}} - k$ моделей, де n – кількість вершин; k – кількість моделей з циклами [210].

Для оцінювання якості навчання можна використовувати врахування кількості зайвих, відсутніх та реверсних дуг в навчальній БМ у порівнянні з

оригінальною БМ. Як міру помилки навчання можна використовувати структурну різницю (*structured difference*), а також сумісну ентропію (*cross entropy*), між навчальною та оригінальною БМ [253].

Всі задачі ймовірнісного виведення, що розв'язуються за допомогою БМ можна розділити на два класи [381]: розрахунок апіорних умовних ймовірнісних подій на всіх вузлах мережі і розрахунок апостеріорних ймовірностей подій у всіх окремих вузлах мережі, за умови, що в окремому вузлі (вузлах відбулася подія (подій)). Вибір того чи іншого методу визначається типом задачі, що вирішується, структурою мережі та наявністю вихідної інформації.

Однак в багатьох практичних ситуаціях інтерес можуть представляти не ймовірності всіх подій, пов'язаних з вирішуваною задачею, а визначення такої множини подій, які найбільш правдоподібно пояснюють наявні факти. Для вирішення такої проблеми автором роботи [358] було запропоновано абдуктивне виведення, під яким розуміється такий процес міркувань, що дає найкраще, в умовах конкретної задачі, пояснення (або деяку кількість пояснень) для наявних аналізованих факторів. Під поясненням подій, що відбулись, мається на увазі така множина подій в вузлах мережі, в яких не відбулися події, за умови, що в одному або декількох вузлах мережі відбулася подія (події). Множина груп подій, що містять таке пояснення, називається пояснювальною множиною.

Мірою якості пояснення є загальна ймовірність множини значень змінних (подій), що утворюють це пояснення.

Всі задачі абдуктивного виведення можна розділити на два класи [149]: задача визначення найбільш ймовірного пояснення, та задача знаходження найбільш ймовірних подій у вузлах, що утворюють пояснювальну множину.

Не дивлячись на всю свою привабливість, БМ не позбавлені і ряду недоліків, серед яких можна виділити наступні:

1. жорстке обмеження на наявність спрямованих циклів (за визначенням БМ – ациклічний граф). Однак, при вирішенні реальних задач,

часто структура моделі задається експертним шляхом, що може призвести до виникнення спрямованих циклів в реальній моделі. Спроби подолати цей недолік та розвинути апарат БМ на предмет врахування направлених циклів, ведуться в роботах [146].

2. методи ймовірнісного виведення на мережах впевненості не можуть бути застосовані для інтервальних оцінок ймовірностей;

3. ймовірнісне виведення не може здійснюватися безпосередньо в БМ з багатозв'язною структурою – таку мережу необхідно попередньо перетворити в дерево зчленувань.

Всі вищевказані обмеження можуть бути подолані за допомогою застосування математичного апарату алгебраїчних БМ (АБМ) – логіко-ймовірнісної графічної моделі СЗн з невизначеністю [146, 240]. АБМ – являє собою ненаправлений граф (граф суміжності), у вузлах якого є фрагменти знань (ФЗн) – набори змінних з суміжними оцінками, при цьому для будь-яких вузлів, що містять спільні змінні, між вузлами існує шлях, кожна вершина якого також містить ці змінні.

АБМ допускає наявність циклів в базовому графі мережі; дозволяє оперувати з точковими (скалярними), бінарними та інтервальними оцінками ймовірностей. Як і у випадку БМ, АБМ має добре розвинений апарат проведення апіорного та апостеріорного виведення [136].

3.6 Синтез інформаційної технології аналізу експертних оцінок в умовах невизначеності з використанням методів ймовірнісного виведення

Припустимо, задана множина випадкових подій $X = \{X_j \mid j = \overline{1, m}\}$. Множина X може являти як множину зв'язаних $(\forall X_i, X_j \in X : (X_i \rightarrow X_j) \vee (X_i \rightarrow X_j \rightarrow null))$, так і множину незв'язаних $(\forall X_j \in X : (null \rightarrow X_j \rightarrow null))$ подій $X_j \in X$.

З множиною X асоційована логіко-ймовірнісна графічна модель систем випадкових подій (знань) у формі пари $\langle G, V \rangle$. Компонента G являє собою

орієнтований граф $G = (X, E)$, де X – множина вершин; E – множина дуг; компонента V являє собою множину параметрів, що визначають подію $X_j \in X$.

Методологія синтезу ІТ ППР з використанням методів ймовірнісного виведення формально може бути представлена у вигляді наступних послідовних етапів, рис. 3.12 [58]:

1. Формування множини випадкових подій $X = \{X_j \mid j = \overline{1, m}\}$.
2. Вибір методу отримання ймовірнісних подій, який, в свою чергу, залежить від способу отримання вихідної інформації - експертний; аналітичний, наприклад, на основі аналізу статичної інформації, яка може накопичуватися в БД, та ін.



Рисунок 3.12 – Структура ІТ підтримки прийняття рішень на основі графічний ймовірнісних моделей

3. Побудова апіорного розподілу ймовірностей випадкових подій – визначення безумовних ймовірностей змінних. Всі випадкові події (змінні)

умовно можна розділити на дві категорії: змінні-свідоцтва, цільові змінні. Наприклад, в якості змінної-свідоцтва можна розглядати симптом, а сам діагноз, в свою чергу, є цільовою змінною. Змінні-свідоцтва пов'язані з цільовими змінними, утворюючи причинно-наслідкові зв'язки між усіма змінними.

4. Встановлені залежності між змінними (випадковими подіями). Подія-причина (причина) це така подія, яка за певних умов породжує, впливає або змінює іншу подію, що є її наслідком – подія-наслідок. Наприклад, у зв'язку виду $A \rightarrow B$, подія A – подія-причина, а подія B – подія-наслідок, за умови, що A є причиною виникнення події B , і впливає на її значення. В причинно-наслідковому зв'язку може знаходитись така пара подій, одна з яких є причиною виникнення іншої.

5. Після встановлення причинно-наслідкових зв'язків між усіма змінними (випадковими подіями), або встановлення факту їх відсутності, можна побудувати умовний розподіл ймовірностей, котрі можуть бути задані в формі таблиць умовних ймовірностей, для подій-наслідків. При графічній інтерпретації події-наслідки представляють собою вузли графу (мережі), що мають вихідні ребра, і їх оцінки ймовірностей залежать від комбінації значень змінних-предків на графі.

6. Синтез топології графу (мережі). Якщо кількість систем випадкових подій не перевищує 4 і на основі апріорної інформації може бути синтезований однозв'язний граф з деревовидною структурою, то в якості ймовірнісної моделі представлення знань може бути обрано дерево ймовірності. У цьому випадку між системами випадкових подій може мати місце ймовірнісна залежність, а може і бути відсутня. Алгоритм побудови дерев ймовірності наведено на рис. 3.13.

Для випадку існування жорсткої залежності між усіма змінними (вузлами графу, мережі), топологія графу може бути синтезована на основі апріорної інформації – експертних суджень, але отримання оптимальної структури потребує її навчання. Вибір методу навчання залежить від наявності

прихованих вузлів, повноти апріорної інформації, чи відома структура мережі.
Алгоритм побудови БМ довіри наведено на рис. 3.14.

7. Вибір методу ймовірнісного виведення.

8. Інтерпретація результатів ймовірнісного виведення і вироблення рекомендацій ОПР.

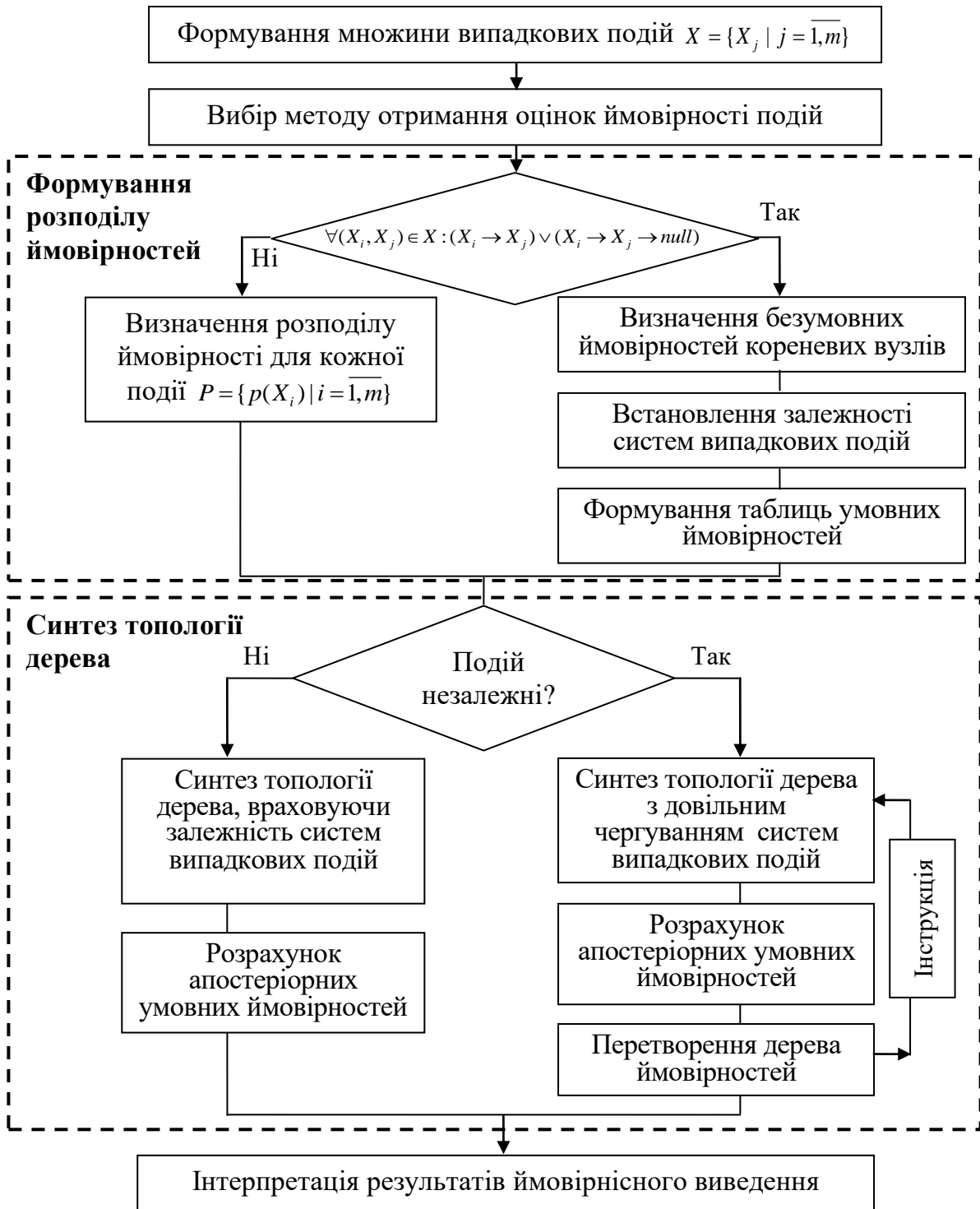


Рисунок 3.13 – Алгоритм побудови дерева ймовірності

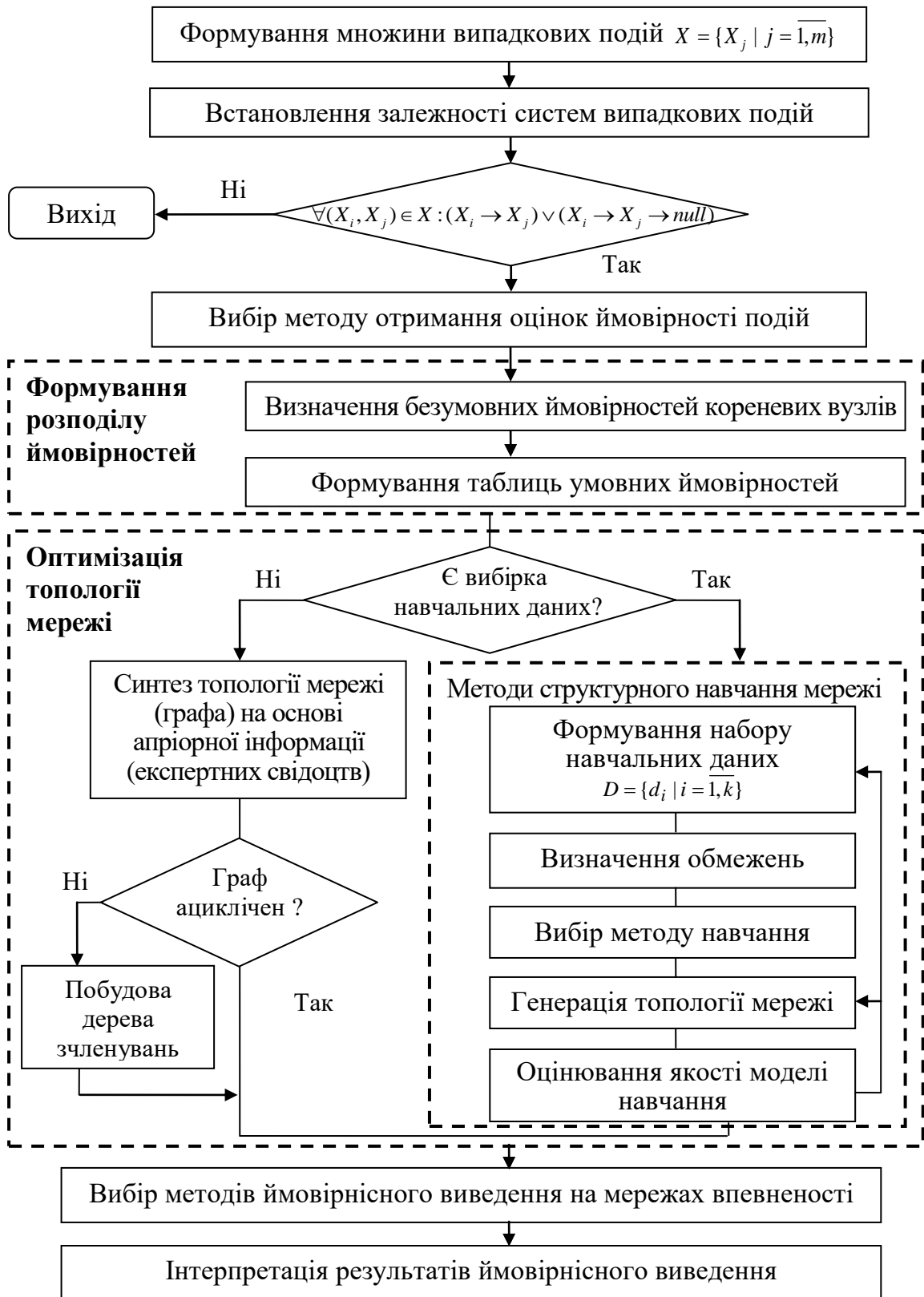


Рисунок 3.14 – Алгоритм побудови БМ довіри

Розглянемо ситуацію, коли ймовірності настання події $X_j \in X$ можуть бути отримані одночасно з декількох незалежних джерел, наприклад, оцінені групою експертів.

В роботі [75] розглядаються прикладні аспекти синтезу ІТ ППР з використанням методів ймовірнісного виведення при вирішенні організаційних задач судоремонту.

В роботі запропонована методика агрегування індивідуальних ймовірнісних оцінок експертів при розв'язанні задачі ймовірнісного виведення на деревах ймовірності [62, 70, 302, 407]. Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину випадкових подій $X = \{X_j \mid j = \overline{1, m}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Кожному експерту запропоновано оцінити можливість (ймовірність) настання події $X_j \in X$. Сформований експертом E_i профіль $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, m}\}$ відображає його переваги стосовно реалізації (можливості настання) всіх аналізованих елементів множини X .

Оцінка $b_j^i \rightarrow [0; N]$ являє собою можливість (ймовірність) настання випадкової події $X_j \in X$, визначеної експертом E_i . Оцінка b_j^i може бути виражена, наприклад, використовуючи шкалу від 0 до 1: незначна ймовірність реалізації (0.1); низька (0.3); середня (0.5); висока (0.7); критична (0.9); абсолютна (1). Значення 0.2; 0.4; 0.6; 0.8 – відповідають проміжним судженням між кожною градацією. Якщо $N \neq 1$, то отримане значення b_j^i повинно бути приведено до одиничного інтервалу, тобто $b_j^i \in [0; 1]$.

Таким чином, для кожного експерта може бути побудовано m -систем випадкових подій, які графічно можна представити у вигляді дерев розподілу, кожна гілка якого відображає ймовірність настання аналізованих подій.

1. Події множини X є незалежними.

Процедура синтезу апіорних експертних оцінок реалізації подій $X_j \in X$:

Етап 1. Формування основи аналізу задачі $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$, де ω_1 – подія $X_j \in X$ реалізується ω_2 – подія $X_j \in X$ розглядається як не суттєва (не реалізується).

Етап 2. Формування вектору ймовірнісних оцінок реалізації $\forall X_j \in X$:

$$M_j = \{m_i^{(j)} \mid i = \overline{1, n}\}, \quad m_i^{(j)} = \{m(\omega_1), m(\omega_2)\}.$$

Якщо $m(\omega_1)$ ймовірність настання події $X_j \in X$, то, відповідно, ймовірність відсутності реалізації події $X_j \in X$ може бути виражена як $m(\omega_2) = 1 - m(\omega_1)$.

Таким чином, для кожної події $X_j \in X$ буде отримана множина $M_j = \{m_i^{(j)} \mid i = \overline{1, n}\}$, де $m_i^{(j)} = \{m(\omega_1), m(\omega_2)\}$ – вектор ймовірнісних оцінок події $X_j \in X$, отриманий на основі індивідуальних оцінок експерта E_i .

Етап 3. Агрегування значень вектору ймовірнісних оцінок реалізації $X_j \in X$ для $\forall E_i \in E$: $m_{rez}^{(j)} = m_1^{(j)} \oplus m_i^{(j)} \oplus \dots \oplus m_n^{(j)}$, $m_{rez}^{(j)} = \{m(\omega_1), m(\omega_2)\}$.

Агрегування отриманих ймовірнісних оцінок здійснюється на основі математичного апарату ТДШ [220, 235, 273, 399, 419, 426, 471, 479], ТДС [419, 420]. Агрегування індивідуальних ЕП в колективну ЕО здійснюється шляхом комбінування отриманих основних мас ймовірностей $m_i^{(j)} = \{m(\omega_1), m(\omega_2)\}$ для кожної випадкової події $X_j \in X$ за всіма експертами $m_{rez}^{(j)} = m_1^{(j)} \oplus m_i^{(j)} \oplus \dots \oplus m_n^{(j)}$. Для отримання агрегованих оцінок рекомендується використання правил перерозподілу конфліктів [419, 420], оскільки при використанні будь-якого з них результуючі комбіновані маси ймовірностей отримуються шляхом додавання частин загальної конфліктної маси або часткових конфліктних мас до відповідного значення $m(\cdot)$, при цьому результуючі підмножини відповідають вихідним, нові підмножини не утворюються. З метою підвищення якості результатів комбінування при побудові агрегованих оцінок, рекомендується визначати порядок комбінування ЕО, наприклад, на основі метрик [176, 196, 214, 283, 285, 440].

В результаті для кожної вихідної події $X_j \in X$ буде отримана множина $m_{rez}^{(j)} = \{m(\omega_1), m(\omega_2)\}$.

Етап 4. Аналіз та розрахунок побудованого дерева ймовірності для незалежних систем випадкових подій.

Далі проводиться аналіз і розрахунок отриманого дерева ймовірності для незалежних систем випадкових подій, з відповідними ймовірнісними оцінками реалізації $m_{\text{rez}}^{(j)}(\omega_1) \in m_{\text{rez}}^{(j)}$ і не реалізації (здійснення) $m_{\text{rez}}^{(j)}(\omega_2) \in m_{\text{rez}}^{(j)}$ події $X_j \in X$, рис. 3.15.

Перетворення дерева, за умови незалежності випадкових подій, викликає новий перерозподіл оцінок ймовірності між подіями. Це дає можливість проаналізувати і визначити ймовірність реалізації кожного із можливих сценаріїв, які формуються при різних комбінаціях систем випадкових подій.

2. Існує залежність між подіями множини X .

У випадку існування залежності між подіями множини X необхідно визначити апріорні ймовірності їх реалізації та умовні ймовірності виникнення подій. Для оцінки умовних ймовірностей на основі процедури експертного оцінювання, може бути застосована методика, запропонована в роботі [121].

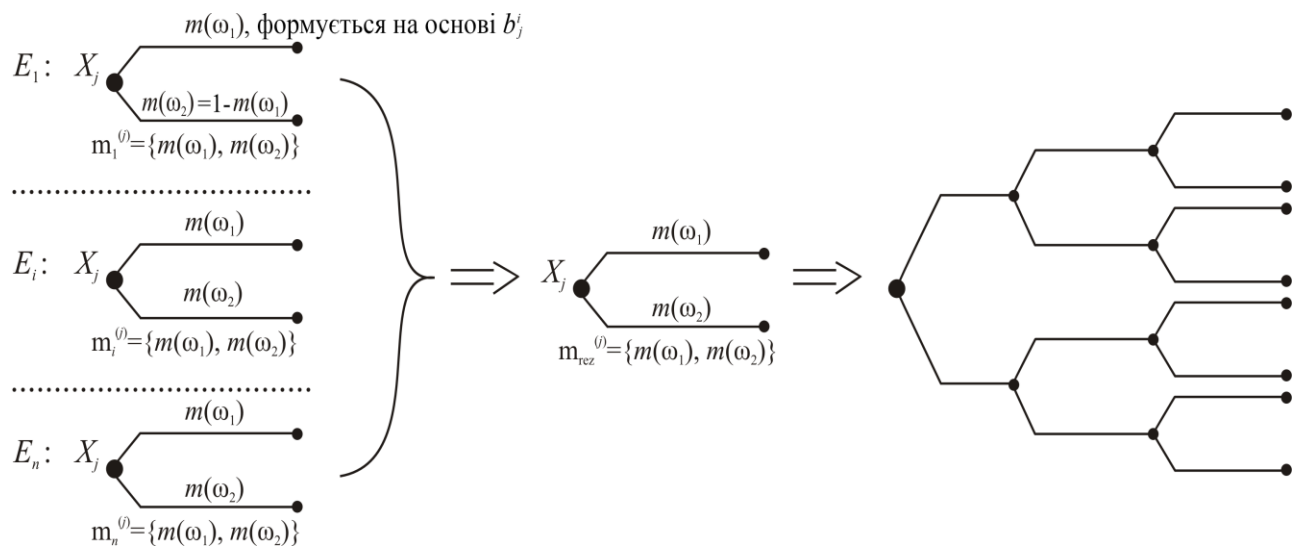


Рисунок 3.15 – Графічна інтерпретація процесу синтезу групових ЕО при вирішенні задач ймовірнісного виведення на деревах ймовірності

Для отримання агрегованих (узагальнених) значень апріорних ймовірностей реалізації подій множини X , сформованих групою експертів, може бути використаний запропонований вище підхід.

Висновки до Розділу 3

1. Виконано постановку задачі структуризації групових ЕО. Аналіз задач і методів обробки групових ЕО дозволяє зробити висновок про те, що при вирішенні задачі знаходження узагальнених (агрегованих) оцінок, на основі яких формуються рекомендації ОПР, важливим аспектом є однорідність (узгодженість) аналізованої сукупності ЕО. Відсутність однорідності (узгодженості) ЕО значно ускладнює процедуру пошуку узагальнених оцінок, і може породжуватися як оцінками окремих експертів, так і наявністю деякого числа підгруп експертів, чії оцінки в тій або іншій мірі відрізняються від оцінок групи. При цьому відмічається, що найбільший практичний інтерес представляє випадок, при якому за результатами проведення експертного оцінювання більшість експертів розділяється на невелику кількість груп, всередині яких оцінки експертів близькі між собою (в певному сенсі однорідні / узгоджені). В такій ситуації задача структуризації ЕО зводиться до розбиття вихідної сукупності ЕО на декілька підгруп експертів, всередині яких оцінки експертів можна вважати узгодженими, і характеристики кожної такої підгрупи. Далі окремо для кожної із отриманих підгруп можуть бути отримані агреговані оцінки.

2. В результаті проведеного дослідження виявлено основні причини появи неоднорідності в сукупності аналізованих даних: спотворення строгих параметричних моделей і змішування однорідних сукупностей даних. Для підтвердження факту спотворення строгих параметричних моделей запропоновано використовувати ряд підходів таких, як перевірка гіпотез про закон розподілу; оцінювання параметрів розподілу; побудова моделі розподілу, та ін. Якщо причиною неоднорідності є спотворення строгих параметричних моделей, рекомендовано використання методів робастної статистики для

обробки спостережень; якщо встановлено, що аналізована сукупність даних являє собою суміш - рекомендовано використовувати методи Data Mining для ідентифікації параметрів суміші або її розщеплення на однорідні підсукупності.

У випадку, коли сукупність вихідних даних представлена оцінками експертів, неоднорідність можна трактувати як відсутність узгодженості. Розглянуто ряд походів оцінки узгодженості, для випадків, коли ЕО виражені в якісній та кількісній формах. Запропоновано процедуру перевірки сукупності ЕО на узгодженість, з метою формування узагальненої ЕО.

3. Запропоновано технологію структуризації групових ЕО, сформованих в різних шкалах вимірювань (абсолютній, порядковій шкалі, та шкалі відношень). Проаналізовано підходи і методи отримання агрегованих оцінок (сформованих в різних шкалах експертних вимірювань) і методи (підходи), що дозволяють виділяти із загальної сукупності однорідні підгрупи ЕО, у випадку відсутності однорідності (узгодженості) загальної групи оцінок. Сформовано рекомендації відносно вибору методу структуризації ЕО. Так, наприклад, для вирішення задачі кластеризації групових ЕО, представлених в числових шкалах вимірювань, обґрунтована можливість застосування математичного апарату адаптивних робстаних статистичних процедур; якщо ЕО представлені у вигляді індивідуальних ранжувань, задачу кластеризації доцільно вирішувати з використанням метрик або інших показників розрізнення.

4. Запропоновано технологію підтримки прийняття рішень з використанням методів ймовірнісного виведення. Проаналізовано методи ймовірнісного виведення, які набули широкого застосування останнім часом, а саме: ймовірнісне виведення на деревах ймовірності, метод конденсації ймовірнісних розподілів, ймовірнісне виведення на мережах довіри, абдуктивне виведення на мережах довіри, ймовірнісне виведення на АБМ. Проаналізовані їх переваги та недоліки, виділені аспекти, що впливають на вибір методу, сформовані критерії та рекомендації стосовно вибору методу ймовірнісного виведення при вирішенні практичних задач.

5. Запропоновано методику синтезу та структуру ІТ аналізу ЕО в умовах неоднорідності, в основу якої покладена розроблена технологія аналізу (структуризації) групових ЕО, сформованих в рамках абсолютної, порядкової шкали та шкали відношень, з метою вироблення узагальненої оцінки, що враховує думки кожного експерта.

6. Запропоновано методику синтезу та структур ІТ аналізу ЕО, сформованих в умовах невизначеності з використанням методів ймовірнісного виведення, в рамках якої запропоновано підхід до агрегування індивідуальних ймовірнісних оцінок експертів при вирішенні задач ймовірнісного виведення на деревах ймовірності, що дозволяє синтезувати узагальнені оцінки ймовірності реалізації випадкових подій. Агрегування отриманих індивідуальних ймовірнісних оцінок здійснюється на основі математичного апарату ТДШ та ТДС. Отримані значення ймовірності реалізації випадкових подій використовуються при побудові дерев ймовірності і розрахунку співвідношень ймовірнісного виведення на них. Даний підхід дозволяє обробляти ЕО, отримані в умовах специфічних форм невизначеності, а також конфліктуючі (суперечливі) експертні судження.

РОЗДІЛ 4

СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ СКЛАДНИХ ФОРМ НЕЗНАННЯ

4.1 Методи ідентифікації невизначеності

Розглянемо ряд мір, які використовуються для кількісного вимірювання невизначеності в рамках математичної нотації теорії свідочств, яка виникає як всередині групи свідочств, так і при взаємодії декількох груп свідочств, та пов'язаної із фокальними елементами і відповідними їм значеннями основних мас ймовірності.

Припустимо задана основа аналізу $\Omega = \{\omega_i \mid i = \overline{1, n}\}$, яка являє собою множину вичерпних та взаємно виключних елементів [219, 220, 400]. На основі аналізу Ω може бути сформована система підмножин $P = \{B_j \mid j = \overline{1, s}\}$, $s = 2^{|\Omega|}$, кожна з яких являє собою фокальний елемент і задовольняє умові (1.2).

Для математичного опису кількості невизначеності, пов'язаною із кінцевою множиною Ω можливих елементів, Хартлі [251], запропонував наступну міру:

$$H(\Omega) = k \cdot \log_b |\Omega| = k \log_b p, \quad (4.1)$$

де коефіцієнт k та основа логарифму b можуть бути довільними; p – ймовірність вибору елемента $\omega_i \in \Omega$; $\forall \omega_i : p = 1/|\Omega|$.

Якщо логарифм десятковий (\lg), міра (4.1) визначається в десятинних одиницях дітах, якщо логарифм натуральний (\ln), одиницею вимірювання є ніт. Найбільш поширеною є двійкова одиниця інформації – біт, яка відповідає логарифму за основою два.

Для того, щоб міра (4.1) визначалась невід'ємним числом, прийнято $k = -1$, а основу логарифму найчастіше обирають 2:

$$H(\Omega) = -\log_2 |\Omega|, \quad (4.2)$$

або

$$H(B) = -\log_2 |B_j|, \quad (4.3)$$

де $B_j \subseteq \Omega$, $B_j \neq \emptyset$.

Міра Р. Хартлі справедлива тільки, якщо всі елементи множини Ω рівно ймовірні. Таке твердження виконується не завжди.

В 1948 р. К. Шеннон [401] запропонував в якості міри невизначеності використовувати міру:

$$S(p) = -\sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) \log_b p(\omega). \quad (4.4)$$

Міра К. Шеннона (4.4), характеризує невизначеність множини Ω в цілому. Міра (4.4) отримала назву ентропія, і є узагальненням часткових невизначеностей за всіма елементами множини Ω та узагальненням міри Хартлі (4.1) для незалежно реалізованих елементів множини Ω . Ентропія (невизначеність) максимальна, якщо всі елементи множини Ω мають однакову ймовірність: $H_{\max} = \log_2 |\Omega|$.

В нотації теорії свідочств для кількісного вимірювання невизначеності застосовують міри, в основі яких лежить ентропія Шеннона (4.4):

– міра Малуфа [341]:

$$C_M = -\sum_{B_j \subseteq \Omega} Pl(B_j) \log_2 Bel(B_j). \quad (4.5)$$

– міра Кліра [290]:

$$C_K = -\frac{1}{c} \sum_{B_j \subseteq \Omega} Bel(B_j) \log_2 Bel(B_j) + Pl(B_j) \log_2 Pl(B_j), \quad (4.6)$$

де $\forall B_j \subseteq \Omega$, $c = \sum_{B_j \subseteq \Omega} [Bel(\{B_j\}) + Pl(\{B_j\})]$.

– міра Денга [221]:

$$E_D = - \sum_{B_j \subseteq \Omega} m(B_j) \log_2 \frac{m(B_j)}{2^{|B_j|} - 1}, \quad (4.7)$$

де $|\cdot|$ – кардинальність фокального елемента.

В роботі [289] виділено два основні типи невизначеності: не специфічність (*non-specificity*) або неточність (*imprecision*), і конфлікт (*conflict*).

Перший тип невизначеності – не специфічність (*non-specificity*), дозволяє визначити наскільки основна маса ймовірності фокальних елементів неточна (*imprecise*), і безпосередньо пов'язана із кардинальністю сформованих фокальних елементів. Даний вид невизначеності виникає, коли два або більше елементів основи аналізу не визначені (не задані).

Міра Хартлі (4.2) є ефективним методом кількісного вимірювання невизначеності та визначає не специфічність як $\log_2 |B_j|$, $B_j \subseteq \Omega$.

Міра Хартлі була узагальнена в [226] і отримала назву зважена ентропія Хартлі (*weighted Hartley entropy*):

$$N(m) = \sum_{B_j \subseteq \Omega, B_j \neq \emptyset} m(B_j) \log_2 (|B_j|), \quad 0 \leq N(m) \leq \log_2 (|\Omega|). \quad (4.8)$$

Оцінка $N(m)$ являє собою зважену суму міри Хартлі для всіх виділених фокальних елементів.

В [424] введено поняття «ступінь не специфічності» $\delta_{NS}(m) \in [0; 1]$:

$$\delta_{NS}(m) = \sum_{B_j \subseteq \Omega, B_j \neq \emptyset} m(B_j) \frac{\log_2 (|B_j|)}{\log_2 (|\Omega|)} = \sum_{B_j \subseteq \Omega, B_j \neq \emptyset} m(B_j) \log_{|\Omega|} (|B_j|). \quad (4.9)$$

Міра $\delta_{NS}(m)$ досягає максимального значення при $\delta_{NS}(m_\Omega) = 1$, для синглетонів (одноелементних фокальних елементів) $\delta_{NS}(m) = 0$.

Другий тип невизначеності – конфлікт (*conflict*), дозволяє виявляти, і в кількісному вираженні оцінювати розбіжність (суперечність) як в середині групи свідоцтв, так і між декількома групами свідоцтв.

В теорії свідоцтв виділяють внутрішній (авто-конфлікт) та загальний (глобальний) конфлікт.

Авто-конфлікт (*auto-conflict*) являє собою вид конфлікту, який має місце тільки всередині групи свідочств (внутрішній конфлікт, конфлікт між фокальними елементами однієї групи свідочств).

За визначенням, запропонованим в [252], авто-конфлікт $k(m, m)$ має місце, якщо фокальні елементи, сформовані на основі однієї групи свідочств, не взаємодіють між собою (не перетинаються), $\max_{\omega \in \Omega} Pl(\omega) \neq 1$:

$$k(m, m) = m_{\cap}(\emptyset) = \sum_{\substack{B_i \cap B_j = \emptyset \\ B_i, B_j \subset \Omega}} m(B_i)m(B_j). \quad (4.10)$$

Авто-конфлікт приймає значення в діапазоні $0 \leq k(m, m) \leq 1 - 1/|\Omega|$.

Значення $k(m, m)$ дозволяє оцінити ступінь неузгодженості (суперечливості) між фокальними елементами функції m , які сформовані на основі виділеної групи свідочств.

Авто-конфлікт відсутній $k(m, m)=0$, наприклад, при вкладеній структурі фокальних елементів. Якщо структура фокальних елементів набуває вигляду синглетонів (роздільні, незв'язані, одноелементні фокальні елементи) значення $k(m, m)$ сягає максимуму.

В даний час в літературі описана значна кількість методів визначення конфлікту між значеннями m -функції групи свідочств. Розглянемо деякі з них.

В [238] Джордж та Пол запропонували визначати авто-конфлікт наступним чином:

$$Conf(B_i | m) = \sum_{B_j \subset \Omega} m(B_j) \frac{|B_i \cup B_j| - |B_i \cap B_j|}{|B_i \cup B_j|}. \quad (4.11)$$

Через деякий час Джордж та Пол в своїх працях ввели термін внутрішній конфлікт, який визначається наступним чином:

$$Conf_i(m) = \sum_{B_i \subset \Omega} m(B_i) Conf(B_j | m) = \sum_{B_i, B_j \subset \Omega} m(B_i)m(B_j) \frac{|B_i \cup B_j| - |B_i \cap B_j|}{|B_i \cup B_j|} \quad (4.12)$$

В [342] Оссвальд та Мартін визначили авто-конфлікт для порядку n (між n – фокальними елементами):

$$k_1^n(m) = \sum_{\substack{\cap B_i = \emptyset \\ \forall B_i \subseteq \Omega}} \prod_{i=1}^n m(B_i). \quad (4.13)$$

Загальний (глобальний) конфлікт (*global conflict*) свідчить про неузгодженість серед виділених груп свідочтв (представлених m_1 та m_2), та включає в себе як неузгодженість всередині окремих свідочтв (пов'язану із індивідуальними m -функціями), так і неузгодженість між виділеними групами свідочтв (між m_1 та m_2) [252].

Загальний конфлікт визначається як сума часткових конфліктів, в які залучені підмножини $B_i, B_j \subset \Omega$, [252]:

$$k(m_1, m_2) = m_{\cap}(\emptyset) = \sum_{\substack{B_i \cap B_j = \emptyset \\ B_i, B_j \subset \Omega}} m_1(B_i) m_2(B_j). \quad (4.14)$$

Загальний конфлікт приймає значення в діапазоні $0 \leq k(m_1, m_2) \leq 1$.

В результаті можна побудувати симетричну матрицю конфліктів $K = \{k(m_i, m_j)\}$. Для випадку двох груп свідочтв матриця конфліктів приймає наступний вид:

$$K = \begin{pmatrix} k(m_1, m_1) & k(m_1, m_2) \\ k(m_2, m_1) & k(m_2, m_2) \end{pmatrix} \quad (4.15)$$

Елементи матриці (4.15), які знаходяться на головній діагоналі містять значення авто-конфлікту, елементи побічної діагоналі містять значення загального конфлікту.

В роботі [252] запропоновано критерій ідентифікації сильного конфлікту. Припустимо m_1 та m_2 дві m -функції, які відповідають двом групам свідочтв. Тоді m_1 та m_2 знаходяться у стані сильного конфлікту, якщо значення загального конфлікту $k(m_1, m_2) > \delta_1$, а сумарне значення авто-конфлікту $(1/2) \sum_{i=1}^2 k(m_i, m_i) < \delta_2$, де

$$\delta_1 = \min \left\{ 0.8 + 0.2 \frac{|\xi| - 2}{|\xi|}, 0.99 \right\}; \quad \delta_2 = 0.9 \left(1 - \frac{1}{|\xi|} \right). \quad (4.16)$$

У виразі (4.16) $|\xi| = \max\{P \mid P \subseteq \bar{\Gamma}, B_i \cap B_j = \emptyset, \forall B_i, B_j \in P\}$, $\bar{\Gamma} = \{C \mid C \in P_1 \cup P_2, C \notin \Gamma\}$, де P_1 – множина фокальних елементів, які сформовані на основі першої групи свідочств; P_2 – множина фокальних елементів, які сформовані на основі другої групи свідочств; Γ – множина фокальних елементів, які мають значення функції (1.4) менше ніж 5% від максимуму функції (1.4) за всіма фокальними елементами.

Конфлікт являє собою такий вид невизначеності, який характеризується розбіжністю в виборі і оцінюванні елементів основи аналізу, і може бути результатом дисонансу (*dissonance*), невідповідності (*incongruity*), розбіжності (*discrepancy*).

Різні міри, що дозволяють кількісно оцінити конфлікт є розширенням ентропії Шеннона (4.4), в основі таких мір покладено функцію довіри, правдоподібності або пігністичної ймовірності:

– дисонанс (*dissonance*) [470]:

$$E(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2(Pl(B_j)). \quad (4.17)$$

– омана / заблуд (*confusion*) [265]:

$$C(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2(Bel(B_j)). \quad (4.18)$$

– дискорд (*discord*) [295]:

$$D(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2(betP(B_j)), \quad (4.19)$$

де $betP(B_j) = \sum_{B_i \in 2^\Omega, B_j \subseteq B_i} m(B_i) \frac{|B_j \cap B_i|}{|B_i|}$, $\forall B_j : |B_j| < 1$; за умови $|B_j| = 1$, маємо

$$betP(B_j) = \sum_{B_i \in 2^\Omega, B_j \subseteq B_i} m(B_i) \frac{1}{|B_i|}.$$

При цьому справедлива нерівність $E(m) \leq D(m) \leq C(m)$, оскільки

$$Bel(B_j) \leq \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) \frac{|B_j \cap B_i|}{|B_i|} \leq Pl(B_j).$$

На основі (1.5) основна властивість функції (1.3) $\forall B_j \in 2^\Omega$ може бути сформульована наступним чином:

$$\sum_{B_j \cap B_i = \emptyset} m(B_i) + \sum_{B_j \cap B_i \neq \emptyset} m(B_i) = 1. \quad (4.20)$$

Використовуючи властивість (4.20) та вираз (1.5) міра (4.17) може бути записана як

$$E(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2(1 - K(B_j)), \quad (4.21)$$

де коефіцієнт $K(B_j) = \sum_{B_j \cap B_i = \emptyset} m(B_i)$ – характеризує загальну частку основної маси ймовірності (1.3) фокальних елементів, які диз'юнктивні по відношенню до підмножини B_j ; $0 \leq E(m) \leq \log_2|\Omega|$.

На основі (1.4) основна властивість функції (1.3) $\forall B_j \in 2^\Omega$ може бути сформульована наступним чином:

$$\sum_{B_i \subseteq B_j} m(B_i) + \sum_{B_i \not\subseteq B_j} m(B_i) = 1. \quad (4.22)$$

Використовуючи властивість (4.22) та вираз (1.4) міра (4.18) може бути записана як

$$C(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2(1 - L(B_j)), \quad (4.23)$$

де коефіцієнт $L(B_j) = \sum_{B_i \not\subseteq B_j} m(B_i)$ – характеризує загальну частку основної маси ймовірності (1.3) фокальних елементів, які не є включеннями підмножини B_j .

Міра $E(m)$ дозволяє чисельно оцінити конфлікт між $m(B_j)$ та $m(B_i)$, який має місце за умови, що $B_j \cap B_i = \emptyset$; міра $C(m)$ дозволяє чисельно оцінити конфлікт між $m(B_j)$ та $m(B_i)$ кожного разу, коли $B_i \not\subseteq B_j$.

Приймаючи до уваги, що $|B_i - B_j| = |B_i| - |B_i \cap B_j|$, вираз (4.19) може бути записаний як

$$D(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2 \left(1 - \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) \frac{|B_i - B_j|}{|B_i|} \right). \quad (4.24)$$

В [294] запропонована ще одна міра конфлікту:

$$S(m) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2 (1 - \text{Con}) = - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2 \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) \frac{|B_j \cap B_i|}{|B_j|} \quad (4.22)$$

де $\text{Con}(B_j) = \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) \frac{|B_j - B_i|}{|B_j|}$.

Значення $S(m)$ лежить в інтервалі $[0; \log_2 |\Omega|]$. Мінімальне значення $S(m) = 0$ досягається за умови $\exists B_j \subseteq \Omega : m(B_j) = 1$; максимальне значення $S(m) = \log_2 |\Omega|$ досягається за умови $\forall \omega_i \in \Omega : m(\{\omega_i\}) = 1/|\Omega|$.

Міра $S(m)$ може бути виражена через зважену ентропію Хартлі (4.8):

$$S(m) = N(m) - \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2 \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) |B_j \cap B_i|. \quad (4.26)$$

Якщо прийняти $Z(m) = \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2 \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) |B_j \cap B_i|$, то отримаємо

$$S(m) = N(m) - Z(m). \quad (4.27)$$

Індекс конфлікту дозволяє привести значення $S(m)$ до одиничного інтервалу:

$$IS(m) = \frac{S(m)}{\log_2 |\Omega|}. \quad (4.28)$$

Сумарну (загальну) невизначеність (*total uncertainty*) в [294] запропоновано визначати як суму її складових: конфлікту та не специфічності:

$$T(m) = D(m) + N(m), \quad (4.29)$$

де $N(m)$ – зважена ентропія Хартлі (4.8); $D(m)$ – міра дискорду (4.19).

Сумарна (загальна) невизначеність (*total uncertainty*) може бути виражена через значення міри (4.25) або (4.26):

$$NS(m) = N(m) + S(m) = 2N(m) - R(m), \quad (4.30)$$

або

$$NS(m) = \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) \log_2 \sum_{B_i \in 2^\Omega} m(B_i) \frac{|B_j|^2}{|B_j \cap B_i|}. \quad (4.31)$$

Значення $NS(m)$ лежить в інтервалі $[0; \log_2 |\Omega|]$, де n – кількість фокальних елементів. Мінімальне значення $NS(m) = 0$ досягається за умови $\exists \omega_i \in \Omega : m(\{\omega_i\}) = 1$.

В [424] введено поняття суперечливості (протиріччя) (*contradict*). Необхідно розрізняти конфлікт (*conflict*) та суперечливість (*contradict*). Міра суперечливості (протиріччя) в теорії свідочтв дозволяє кількісно оцінити наскільки значення функції (1.3) суперечить самому собі.

Суперечливість фокального елемента B_j визначається як відстань між $m(\cdot)$ фокальних елементів групи свідочтв та значенням $m(B_j)$:

$$Contr_m(B_j) = d(m, m_{B_j}), \quad (4.32)$$

де $\forall B_i, B_j \subseteq \Omega$:

$$m_{B_j}(B_i) = \begin{cases} 1, & i = j, i = \overline{1, s}; \\ 0, & i \neq j. \end{cases} \quad (4.33)$$

Суперечливість групи свідочтв може бути визначена як зважена суперечливість всіх фокальних елементів групи свідочтв, $Contr_m \in [0,1]$:

$$Contr_m = \sum_{B_j \in 2^\Omega} m(B_j) d(m, m_{B_j}). \quad (4.34)$$

Під конфліктом розуміється суперечливість між 2-ма та більше групами свідочтв.

Ступінь конфлікту між експертами 1 та 2 [342], може бути визначена як

$$Conf(1,2) = d(m_1, m_2), \quad (4.35)$$

де $d(m_1, m_2)$ – відстань, що характеризує ступінь відмінності між m_1 та m_2 , які отримані на основі 2-ох груп свідочств, наприклад, міра Джоссельме (*Jousselme*) [283, 284].

Ступінь конфлікту між i -тим експертом та рештою $t - 1$ експертами [342], може бути визначений наступним чином:

$$Conf(i, E) = \frac{1}{t-1} \sum_{j=1, i \neq j}^t Conf(i, j), \quad (4.36)$$

де $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$ група експертів, які залучені в конфлікт з експертом E_i .

В [470] Ягер запропонував дві міри, які дозволяють оцінити якість ЕС:

– ентропія:

$$Em = - \sum_{B_j \subset \Omega} m(B_j) \ln(Pl(B_j)). \quad (4.37)$$

– специфічність (*specificity*):

$$Sp = \sum_{B_j \subset \Omega, B_j \neq \emptyset} \frac{m(B_j)}{|B_j|}, \quad \frac{1}{|\Omega|} \leq Sm \leq 1. \quad (4.38)$$

Якщо свідочтва мають структуру синглетонів, то має місце неузгодженість (суперечливість) та висока ентропія.

Невизначеність зменшується по мірі збільшення специфічності та зменшення ентропії. Максимального значення Sp сягає за умови $m(\Omega) = 1$.

Розглянемо основні положення технології ідентифікації невизначеності у відповідності до рис. 4.1.

Припустимо, задана множина вихідних даних $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$ та група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$, яка виконує експертизу. Тоді буде сформована система підмножин $X = \{X_j \mid j = \overline{1, t}\}$, де $X_j = \{B_l \mid l = \overline{1, s}\}$, $s = 2^A$, відображає переваги (вибір) експерта E_j , кожен елемент цієї підмножини побудовано на

основі системи правил (1.2). Для кожної підмножини X_j , $j = \overline{1, t}$ буде отримано вектор $m_j = \{m_l | l = \overline{1, s}\}$, елементи якого задовольняють умові (1.3).

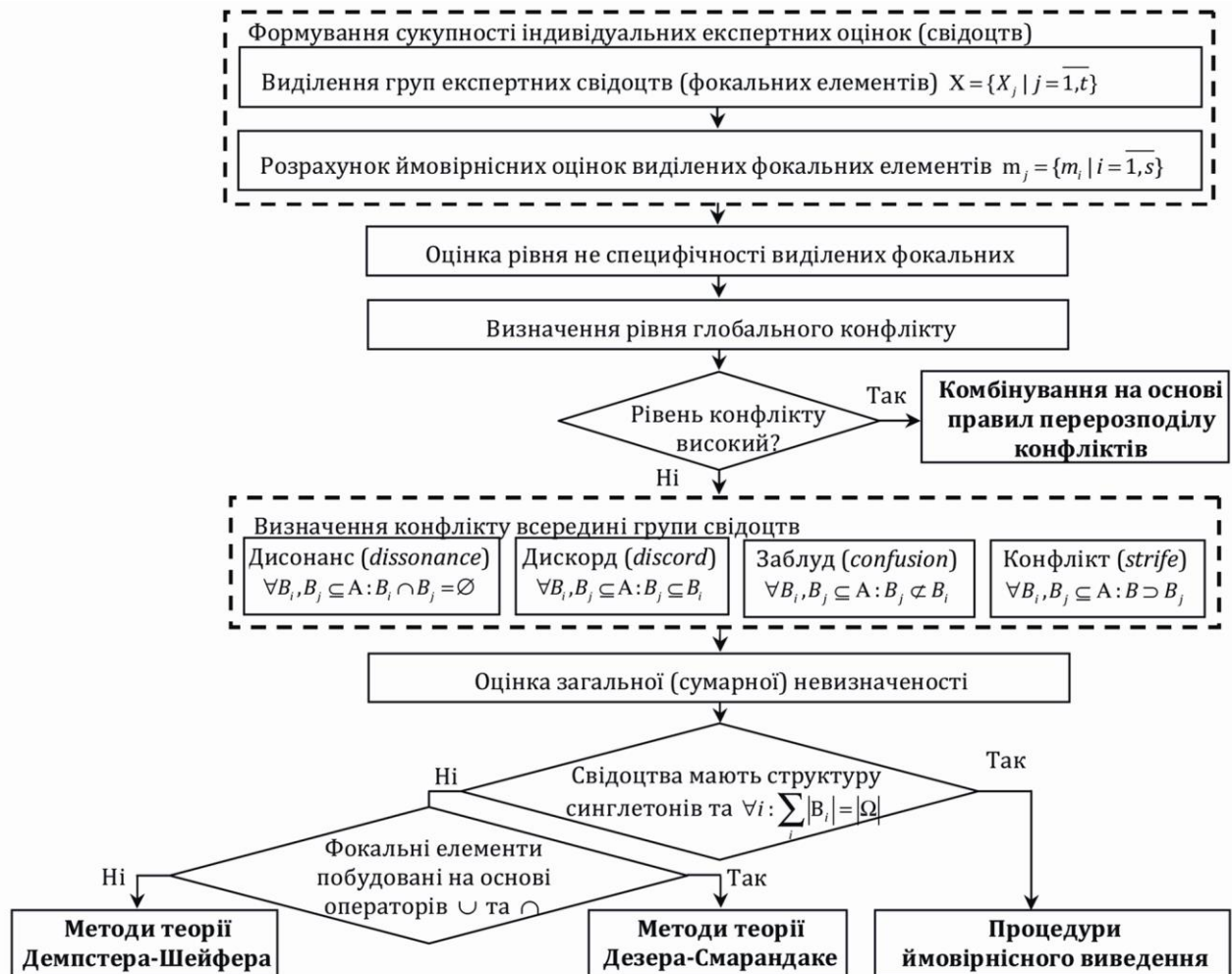


Рисунок 4.1 – Технологія ідентифікації та моделювання невизначеності

Сформована сукупність оцінок надходить на вхід блоку оцінювання рівня не специфічності (4.8) – (4.9). Після чого сукупність оцінок поступає до блоку оцінювання рівня глобального конфлікту (4.14) – (4.15). Якщо встановлено наявність сильного конфлікту (4.16), то виробляється рекомендація або припинити їх подальший аналіз, або виконати їх агрегування шляхом комбінування на основі одного з правил перерозподілу конфліктів, використовуючи структуру даних, сформовану в рамках моделі Шейфера або Дезера-Смарандаке.

Якщо рівень глобального конфлікту прийнятний – виконується оцінка рівня конфлікту всередині групи свідочів (авто-конфлікту), на основі (4.10) – (4.13) і розрахунок значення сумарної невизначеності (4.29) – (4.31). Якщо структура ЕС має форму синглетонів, оцінку (основну масу ймовірності) отримали всі елементи множини А, рівень авто-конфлікту і міра специфічності приймають максимальні значення, тоді виробляється рекомендація для отримання агрегованих оцінок використовувати процедури ймовірнісного виведення.

Інакше проводиться аналіз структури ЕС: якщо вони можуть мати не тільки структуру синглетонів, або сформовані використовуючи тільки операцію \cup – виробляється рекомендація використовувати методи теорії свідочів; якщо при формуванні фокальних елементів групи свідочів були використані операції як \cup , так і \cap – виробляється рекомендація використовувати методи теорії правдоподібних і парадоксальних міркувань.

4.2 Технологія структуризації групових експертних оцінок в умовах невизначеності та неузгодженості

Аналіз групових ЕО спрямований, перш за все, на визначення ступеня їх узгодженості, за результатами оцінки якої формуються колективні рішення. Проте, досить часто, в складі групи експертів присутні такі, чії оцінки за величиною можуть відрізнятися від оцінок основної групи. Присутність таких оцінок в загальній сукупності групових ЕО порушує її однорідність (узгодженість). Таким чином за результатами проведення експертного опитування може виникнути ситуація, при якій в групі експертів утворюється певна кількість підгруп, всередині яких оцінки експертів можуть бути прийняті як однорідні (узгоджені). Внаслідок цього виникає задача розбиття експертної групи на декілька підгруп експертів з близькими (узгодженими) оцінками, для подальшого їх аналізу та пошуку агрегованої оцінки.

Аналіз методів, які можуть бути застосовані для вирішення задачі структуризації (розбиття) групових ЕО на підгрупи, що містять однорідні, в певному сенсі, ЕО показав, що їх ефективна реалізація не завжди можлива. Наприклад, при аналізі ЕО, сформованих в рамках числових шкал (абсолютної) широкого застосування набули: методи кластер-аналізу в основу яких покладено визначення функцій відстані, наприклад, відстань Евкліда, Манхеттенська відстань, відстань Чебишева та ін.; кластеризація на основі методів математичного програмування (динамічного, цілочисельного); кластеризація на основі оцінювання функцій щільності розподілу ймовірності. Для аналізу ЕО, сформованих в шкалах відношень або порядку, можуть бути використані методи кластеризації нечислових даних, наприклад, метод медіани Кемені [287]. Обґрунтований вибір і використання розглянутих методів вирішення задачі розбиття групових ЕО з метою пошуку однорідних підгруп, може бути здійснений за умови коректного врахування різних видів НЕ-факторів, що виникають в процесі отримання та обробки експертної інформації. Також необхідно брати до уваги можливу структуру ЕС (узгоджені, сумісні, довільні та ін.), враховувати можливі способи їх взаємодії (перетин, об'єднання, поглинання). Для вирішення зазначеної проблеми ефективні результати можуть бути отримані при використанні метрик теорії свідочств [176, 196, 214, 283, 285, 440].

Припустимо, задана множина альтернатив $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$ та група експертів, що здійснюють експертизу $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$. Тоді, за результатами експертного опитування, буде сформована система підмножин $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$, де B_j являє собою 2^A -мірний вектор, що відображає переваги (вибір) експерта E_j , кожний елемент якого побудовано на основі системи правил (1.2). Для кожної підмножини B_j , $j = \overline{1, t}$ буде побудовано вектор $m_j = \{m_i \mid i = \overline{1, s}\}$, $s = 2^{|A|}$, елементи якого задовольняють (1.3).

Необхідно виділити в загальній сукупності ЕО такі підгрупи експертів $E \Rightarrow \{G_1\}, \{G_2\}, \dots, \{G_q\}, \dots, \{G_p\}$ ($G_q \subseteq E$, $\{G_q\} = \{E_1, \dots, E_r\}$, $t \geq r \geq 1$, $t \geq p \geq 1$), що мають схожу думку (ЕС) та визначити таких E_l , які не належатимуть жодній з таких підгруп, тобто $E_l \subseteq G_q$, за умови, що $|G_q| = 1$ (якщо такі мають місце).

Будемо вважати, що:

1. оцінки $E_j \subseteq G_q$, $l \geq 2$ вважаються узгодженими;
2. оцінки $E_j \subseteq G_q$, $|G_q| = 1$ вважаються нетиповими, тобто такі, що значно відрізняються (конфліктують) від решти оцінок експертів.

За умови, що $p = 1$ (та як наслідок $t = r$) свідцтва всієї групи Е вважаються узгодженими.

У випадку виникнення тенденції $p \rightarrow t$ та $r \rightarrow 1$ (утворення значної кількості малочисельних груп G_q) проведення подальшого аналізу є недоцільним. Прикладом найгіршої ситуації є формування гранично можливої кількості підгруп таких, що $\forall G_q: |G_q| = 1$ ($q = \overline{1, p}$, $p = t$); при цьому найкращою вважається ситуація, за якої $|G_q| = t$, $q=1$.

Далі додатково можуть бути застосовані процедури для зближення думок різних підгруп. Або, за умови, що свідцтва експертів стійкі і остаточні (сформовані з урахуванням позицій всіх учасників опитування), проводять агрегування ЕС для кожної підгрупи окремо.

Для вирішення поставленої задачі в роботі запропоновано 2 підходи [303, 310, 409]. Перший полягає у формуванні підгруп експертів, що мають узгоджені оцінки, за умови що задано деякий пороговий (прийнятний) рівень конфлікту **ConfLev**. Свідцтва експертів, що потрапили до підгрупи G_q не перевищують визначений рівень конфлікту **ConfLev**. У цьому випадку може бути сформовано p підгруп експертів, всередині яких думки експертів можуть бути визнані узгодженими, але між собою підгрупи можуть знаходитись у конфлікті.

Другий підхід дозволяє виділити підгрупи експертів, всередині яких думки експертів можуть бути визнані узгодженими, але з різними пороговими

рівнями конфлікту l_q . Таким чином буде отримано, наприклад група експертів G_1 , з низьким рівнем конфлікту між експертними свідощтвами, що їй належать; група експертів G_2 , з помірним рівнем конфлікту між експертними свідощтвами, що їй належать; група експертів G_3 , зі значним рівнем конфлікту між експертними свідощтвами, що їй належать, і т.п.

За міру конфлікту прийнята одна з метрик відстані між експертними свідощтвами. Оскільки експертні свідощтва не можна виразити числовим показником, то встановити приналежність вихідних об'єктів (експертів) до будь-яких груп (класів) можна тільки на основі їх подібності між собою. В роботі оцінюється ступінь схожості ЕС на основі метрик теорії свідощтв [176, 196, 214, 283, 285, 440]. Вибір метрики є одним з основних факторів, що впливають на результати розбиття вихідної сукупності ЕС і формування підгруп експертів, з досить близькими оцінками. Як правило, вибір метрики, в достатній мірі є суб'єктивним і визначається експертом (аналітиком) самостійно на основі власного досвіду.

Розглянемо процедури формування G_q на основі запропонованих підходів.

Процедура формування G_q ($\forall G_q \subset E$: оцінки $E_j \subseteq G_q$ не перевищують заданий поріг $ConfLev$ коефіцієнту конфлікту):

1. Оцінювання ступеню схожості експертних свідощтв. Для кожної пари $\langle m_i, m_j \rangle$, $i, j = \overline{1, t}$ $i \neq j$ визначаються оцінки метрики відстані, наприклад міри *Jousselme*. Результати зберігаються у формі матриці парних відстаней, яка є симетричною відносно головної діагоналі виду:

$$D_{st} = \begin{pmatrix} - & d(m_1, m_2) & \dots & d(m_1, m_t) \\ d(m_2, m_1) & - & \dots & d(m_2, m_t) \\ \dots & \dots & - & \dots \\ d(m_t, m_1) & d(m_t, m_2) & \dots & - \end{pmatrix}, \quad (4.39)$$

де $d(m_i, m_j) = d(m_j, m_i)$, $\forall i, j = \overline{1, t}$, $i \neq j$; t – кількість порівнюваних елементів; $d(m_i, m_j)$ – значення метрики відстані.

2. Формування множини кандидатів $E^* = E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$.

3. Визначення прийняттого рівня конфлікту $ConfLev$.

4. Формування підгрупи експертів $G_q \subseteq E$, $q = \overline{1, p}$.

4.1 В матриці (4.39) шукається мінімальне значення міри $d(m_i, m_j)$, що відповідає відстані між двома найближчими свідцтвами E_i та E_j . Якщо $d(m_i, m_j)$ не перевищує заданий рівень $ConfLev$, то свідцтва E_i та E_j ($E_i, E_j \in E^*$) додаються до кластеру G_q , та видаляються із множини $E^* = E^* \setminus (E_i \cup E_j)$.

Якщо така пара не знайдена, то алгоритм припиняє роботу. Вважається, що з елементів множини E^* сформовано $|E^*|$ одноелементних підгруп.

4.2 Для $\forall E_k \in E^*$ в матриці (4.39) шукається мінімальне значення міри, що відображає ступінь конфлікту між E_k та групою G_q :

$$Conf(E_k, G_q) = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r d(m_k, m_j), \quad r = |G_q|. \quad (4.40)$$

Якщо значення (4.40) не перевищує заданий рівень $ConfLev$ (за необхідністю накладається додаткова умова $\forall E_j \in G_q: d(m_k, m_j) \leq ConfLev$, $k \neq j$), то свідцтва E_k додаються до кластеру G_q , та видаляються із множини $E^* = E^* \setminus E_k$. Якщо перебрані всі елементи E^* , то здійснюється перехід до п. 5.

5. Корегування матриці Dst шляхом видалення з неї елементів, що належать множині $E \setminus E^*$.

6. Повторення п.4-5 доки $E^* \neq \emptyset$.

В роботі проведено порівняльний аналіз запропонованого підходу та методів агломеративної кластеризації: запропонований в роботі метод (*Method_1*); метод Уорда (*Ward.D2*), метод одиночного зв'язку (*Single*), метод повного зв'язку (*Complete*), центроїдний метод (*Centroid*).

Клас методів агломеративної кластеризації було обрано через те, що по-перше, в основі запропонованого підходу лежить принципи, що закладені в основу агломеративних алгоритмів. По-друге, метою запропонованого підходу

є отримання такого покриття (розбиття) вихідної множини ЕС, що забезпечує формування підгруп експертів із узгодженими оцінками (узгодженими у тому сенсі, що рівень конфлікту між ЕС, що належать до однієї групи не перевищує заданий пороговий рівень *ConfLev*), а не визначення оптимальної кількості класів. Відповідно, саме принципи та механізми, що покладені в основу агломеративних алгоритмів дозволяють достроково припинити процес агломерації на ітерації, коли вже об'єднання кластерів відбувається на не прийнятному рівні конфлікту. Тим самим скоротити час роботи алгоритму.

Було сформовано 5 тестових вибірок, табл. 4.1. Задача полягала у формуванні узгоджених підгруп ЕО з рівнем *ConfLev* ≤ 0.3. Тестування проводилось для вибірок обсягом 10, 20 та 30 елементів. Максимальний обсяг вибірки не перевищував 30-ти значень, оскільки зазвичай група експертів не перевищує 25-30 осіб.

Таблиця 4.1 – Принципи формування тестових вибірок

Вибірка	Спосіб формування
<i>A</i>	узгоджені оцінки (max відстань між свідцтвами 0.2)
<i>B</i>	помірно конфліктні ЕО (30% вибірки: група ЕО з avg відстанню 0.3 по відношенню до ЕО основної групи)
<i>C</i>	конфліктні ЕО (30% вибірки: група ЕО з avg відстанню 0.3 по відношенню до ЕО основної групи; 17% вибірки: свідцтва з avg відстанню 0.4 по відношенню до ЕО основної групи)
<i>D</i>	сильно конфліктні ЕО (17% вибірки: група ЕО з avg відстанню 0.5 по відношенню до ЕО основної групи)
<i>E</i>	сильно конфліктні ЕО (17% вибірки: поодинокі ЕО з avg відстанню 0.6 по відношенню до ЕО основної групи)

В таблиці 4.2 наведені значення отриманого коефіцієнту кофенетичної кореляції за тестом Мантеля результатів кластеризації.

Як видно із таблиці 4.2 у більшості випадків запропонований метод дає максимальне значення коефіцієнту кореляції (*p*-значення = 0.001). Для вибірок *C* та *E* тестування проводилось лише для обсягу 20 та 30 елементів.

Таблиця 4.2 – Аналіз якості результатів кластеризації

Вибірка	Метод	max відстань між парою свідочтв	Коеф. корел. ($n = 10$)	max відстань між парою свідочтв	Коеф. коррел. ($n = 20$)	max відстань між парою свідочтв	Коеф. корел. ($n = 30$)
A	Method_1	0.092	0.700	0.169	0.784	0.169	0.696
	Ward.D2		0.684		0.622		0.612
	Single		0.669		0.760		0.600
	Complete		0.698		0.769		0.613
	Centroid		0.626		0.719		0.641
B	Method_1	0.334	0.976	0.341	0.960	0.354	0.932
	Ward.D2		0.975		0.957		0.926
	Single		0.974		0.957		0.914
	Complete		0.975		0.925		0.907
	Centroid		0.975		0.960		0.923
C	Method_1	–	–	0.411	0.930	0.441	0.926
	Ward.D2		–		0.923		0.920
	Single		–		0.912		0.878
	Complete		–		0.906		0.915
	Centroid		–		0.929		0.920
D	Method_1	0.576	0.981	0.530	0.939	0.646	0.978
	Ward.D2		0.979		0.932		0.976
	Single		0.981		0.935		0.975
	Complete		0.981		0.841		0.952
	Centroid		0.980		0.938		0.978
E	Method_1	–	–	0.657	0.973	0.654	0.956
	Ward.D2		–		0.947		0.937
	Single		–		0.957		0.783
	Complete		–		0.965		0.201
	Centroid		–		0.965		0.951

В таблиці 4.3 наведено результати порівняльного аналізу розглянутих методів кластеризації (F_0 – середня відстань в кластері; F_1 – середня відстані між кластерами). За вибірками *B* та *D* всі розглянуті методи дали однакоий результат. Обидві вибірки формувались за правилом: до основної узгодженої сукупності додавалась одна група свідочтв з помірним (вибірка *B*) та значним (вибірка *D*) рівнем конфлікту.

Таблиця 4.3 – Порівняльний аналіз методів кластеризації ($n = 30$)

Вибірка	Відстань		Метод	Кластери				Силует		Сума квадратів помилок	Індекс Данна	F_0 / F_1		
	max	min		Згенеровано	№	Розмір	Виявлено	Середня відстань	S_i				avg(S)	
B	0.354	0.004	Method_1 Ward.D2; Single Complete Centroid	1	20	1	20	0.188	0.082	0.695	0.728	0.115	3.425	0.263
				2	10	2	10	0.111	0.057	0.796				
C	0.441	0.004	Method_1 Ward.D2; Single Centroid	1	16	1	16	0.188	0.078	0.712	0.674	0.098	1.997	0.240
				2	9	2	9	0.111	0.060	0.603				
			3	5	3	5	0.080	0.050	0.681					
			1	16	1	14	0.117	0.060	0.464					
			2	9	2	9	0.111	0.059	0.603					
			3	5	3	5	0.080	0.050	0.681					
D	0.646	0.004	Method_1 Ward.D2; Single Complete Centroid	1	25	1	25	0.200	0.071	0.863	0.850	0.116	4.65	0.150
				2	5	2	5	0.180	0.112	0.783				
E	0.654	0.004	Method_1 Centroid	1	25	1	25	0.192	0.074	0.777	0.738	0.106	2.590	0.180
				2	5	2	2	0.100	0.100	0.612				
					3	1	–	–	–					
					4	2	0.087	0.087	0.745					
			1	25	1	25	0.192	0.074	0.752					
			2	5	2	3	0.278	0.206	0.536					
					3	2	0.087	0.087	0.800					
			1	25	1	22	0.228	0.126	0.408					
			2	5	2	4	0.078	0.045	0.569					
					3-6	1	–	–	–					
Complete				1	25	1	21	0.169	0.068	0.189	0.274	0.067	0.926	0.201
				2	5	2	4	0.048	0.038	0.389				
						3	2	0.100	0.100	0.612				
						4	1	–	–	–				
			5	2	0.087	0.087	0.745							

За вибірками C та D запропонований метод забезпечує найбільше значення індексу силуету; за вибіркою D запропонований метод забезпечує максимальний індекс силуету та модифікованого індексу Данна; найменше значення відношення середньої інтракластерної відстані до середньої міжкластерної відстані, що свідчить про кращу роздільність кластерів та більшу компактність елементів в кластері по відношенню до інших методів.

Процедура формування G_q (оцінки $E_j \subseteq G_q$ не перевищують заданий пороговий рівень конфлікту l_q):

1. Оцінювання ступеню схожості експертних свідочств. Формування елементів матриці (4.39).

2. Формування множини кандидатів $E^* = E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$.

3. Встановлення порогових значень l_q , $q = \overline{1, p}$, які відповідають за визначені рівні конфлікту (наприклад, низький, середній, високий).

4. Вибір опорного елемента $E_o \in E^*$.

Алгоритм_1:

4.1a $\forall E_k \in E^*$ визначаються оцінки, що характеризують ступінь конфлікту між E_k та $E \setminus E_k$:

$$Conf(E_k, E^*) = \frac{1}{t^* - 1} \sum_{j=1, j \neq k}^{t^*} d(m_k, m_j), \quad t^* = |E^*|. \quad (4.41)$$

4.2a Обирається опорний елемент $E_o \in E^*$, такий що $\min(Conf(E_o, E^*))$.

Найменш конфліктний по відношенню до всієї групи експертів.

Алгоритм_2:

4.1б $\forall E_k \in E^*$ визначаються оцінки відповідно до (4.41).

4.2б Формується підгрупа елементів $E^{conf} \subset E^*$, таких, що для $E_j \in E^{conf}$ значення міри (4.41) значно виділяється (різко відрізняються) від значення міри (4.41) для решти групи $E^* \setminus E^{conf}$.

4.3б Обирається опорний елемент $E_o \in E^*$, такий, що $\min(\text{Conf}(E_o, E^* \setminus E^{\text{conf}}))$. Найменш конфліктний по відношенню до групи експертів, з якої виключені експерти з конфліктними свідощтвами.

Алгоритм_3:

4.1в На основі значень матриці (4.39) формується сукупність G_1^j , $j = \overline{1, t}$. До підгрупи G_1^j потрапляють оцінки $E_k \in E^*$ для яких виконується умова: $\forall E_j, E_k \in G_1^j: d(m_j, m_k) \leq l_1$, $k = \overline{1, t}$, $j \neq k$. Таким чином, для підгрупи G_1^j опорним елементом є елемент $E_j \in E^*$.

4.2в Обирається опорний елемент $E_o = E_j$, $E_j \in E^*$, такий, що $\max_j(|G_1^j|)$. Тобто обирається такий опорний елемент, що забезпечує утворення найбільшої групи узгоджений (з найменшим заданим рівнем конфлікту) групи свідощтв.

5. На основі значень матриці (4.39) $\forall l_q$, $q = \overline{1, p}$, відносно опорного елемента E_o на множині значень E^* формуються результуючі підгрупи таким чином, що $\forall E_j \in G_q$, $q = \overline{1, p}$, $r \geq 1$ виконується умова:

$$j = \overline{1, r}, \quad l_{q-1} < d(m_o, m_j) \leq l_q \quad (4.42)$$

де l_{q-1} , l_q – деякі заздалегідь відомі порогові значення, які відповідають за приналежність експерта E_j до підгрупи G_q ; значення l_0 вважається рівним 0.

5.1 При формуванні кластера G_q , $q = \overline{1, p}$ здійснюється перебір всіх елементів множини E^* на відповідність умові (4.42). Елемент E_j не потрапляє до кластеру G_q , якщо не виконується умова $\forall E_j, E_s \in G_q: d(m_j, m_s) \leq l_q$, $j \neq s$. Якщо E_j додається до кластеру G_q , то він видаляється із множини $E^* = E^* \setminus E_j$.

5.2 Процедура, передбачена п. 5.1, повторюється $p-1$ раз, або достроково припиняється при $E^* = \emptyset$.

В роботі проведено порівняльний аналіз запропонованого підходу та методів агломеративної кластеризації: запропонований в роботі метод побудований на основі пошуку опорного елементу за алгоритмом 3 (*Method_2*); метод Уорда (*Ward.D2*), метод одиночного зв'язку (*Single*), метод повного зв'язку (*Complete*), центроїдний метод (*Centroid*).

Тестування проводилось для вибірок обсягом 10, 20 та 30 значень. Правило формування тестової вибірки:

- 50% вибірки: група ЕО з **max** відстань між свідцтвами: **0.170** ($n = 10$); **0.234** ($n = 20$); **0.220** ($n = 30$);
- 13% вибірки: група ЕО з **avg** відстанню 0.1 по відношенню до ЕО основної групи;
- 13% вибірки: група ЕО з **avg** відстанню 0.2 по відношенню до ЕО основної групи;
- 13% вибірки: група ЕО з **avg** відстанню 0.3 по відношенню до ЕО основної групи;
- 11% вибірки: група ЕО з **avg** відстанню 0.4 по відношенню до ЕО основної групи.

Результати аналізу наведено в табл. 4.4. Для вибірок обсягом 10 та 20 запропонований метод забезпечує найбільше значення коефіцієнту кофенетичної кореляції за тестом Мантеля (p -значення = 0.001), та формування кластеру з найбільшою кількістю узгоджених ЕС. Як видно із таблиці 4.4 для вибірки обсягом 20 жоден алгоритм не визначив свідцтва експертів E_2 , E_{14} та E_{16} (для вибірки обсягом 30 – це свідцтва експерту E_7), як такі, що належать до початково сформованої узгодженої підгрупи. Але це пояснюється тим, що при формуванні початкової групи узгоджених ЕС (що складає 50% від тестової вибірки) для $n = 20$ максимальна відстань між ЕС склала 0.234 ($n = 30$ max відстань між ЕС склала 0.220), а розбиття сукупності ЕС на кластери відбувалось при рівні конфлікту (відстані) $l_1 = 0.200$.

Таблиця 4.4 – Порівняльний аналіз методів кластеризації при формуванні найбільшої групи узгоджених свідочств ($l_1 = 0.200$)

Вибірki	Відстань		Метод	Коефіцієнт кофенетичної кореляції	Кластери		Елементи найбільшого кластеру з $l_1 = 0.2$		
	max	min			К-сть	max розмір	Діаметр	Виявлено	Згенеровано
10	0.421	0.030	Method_2	0.934	3	8	0.183	$\{E_1, E_2, E_3, E_4, E_6, E_7, E_8, E_{10}\}$	$\{E_2, E_4, E_6, E_8, E_{10}\}$
			Single	0.925					
			Centroid	0.929					
			Ward.D2	0.828					
			Complete	0.836					
20	0.399	0.021	Method_2	0.869	4	10	0.134	$\{E_1, E_3, E_4, E_5, E_8, E_{10}, E_{11}, E_{12}, E_{18}, E_{20}\}$	$\{E_2, E_3, E_5, E_7, E_{10}, E_{11}, E_{15}, E_{18}, E_{20}\}$
			Centroid	0.861					
			Single	0.870					
			Ward.D2	0.872					
			Complete	0.766					
30	0.394	0.030	Method_2	0.881	5	16	0.189	$\{E_2, E_3, E_4, E_5, E_{10}, E_{12}, E_{15}, E_{18}, E_{19}, E_{20}, E_{21}, E_{22}, E_{25}, E_{26}, E_{29}, E_{30}\}$	$\{E_1, E_4, E_7, E_8, E_{12}, E_{14}, E_{17}, E_{18}, E_{21}, E_{22}, E_{24}, E_{26}, E_{28}, E_{30}\}$
			Ward.D2	0.827					
			Single	0.849					
			Complete	0.752					
			Centroid	0.864					

4.3 Технологія структуризації групових експертних оцінок в умовах невизначеності різної природи

Проведений аналіз методів багатокритеріальної оцінки альтернатив показав, що на даний час широкого розповсюдження отримали методи, в основі яких лежить механізм попарного порівняння. Це може бути зумовлено тим, що експертам легше попарно порівнювати об'єкти, і таким чином оцінювати значимість одного об'єкта по відношенню до іншого в рамках заданої вербальної шкали переваг, ніж, наприклад, надати їх деяке впорядкування (ранжування).

В свою чергу, такі методи характеризуються рядом недоліків, наприклад, обмеження на кількість порівнюваних елементів, необхідність оцінювання всіх аналізованих елементів (об'єктів, альтернатив), високий рівень узгодженості ЕО та ін.

В якості підходів, що дозволяють отримувати більш ефектні результати попарного порівняння, а також враховувати різні форми взаємодії експертних суджень, сформованих на одній і тій самій множині початкових даних і такі фактори, як невизначеність, неточність, нечіткість і неповноту експертної інформації в розділі були розглянуті методи математичної теорії свідочств і теорії правдоподібних та парадоксальних міркувань.

Припустимо, що група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$ оцінюючи деяку множину альтернатив $A = \{A_i \mid i = \overline{1, m}\}$ методом парних порівнянь, сформувала профілі ЕП $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$.

Сформований експертом E_j профіль B_j відображає його переваги та представляє його оцінки у формі зворотно-симетричної матриці виду (3.44) або (3.50).

Розглянемо ситуацію, за якою в групі експертів присутні такі експерти, або підгрупи експертів $E \Rightarrow \{\{G_1\}, \{G_2\}, \dots, \{G_q\}\}$, ($G_q \subseteq E$, $\{G_q\} = \{E_1, \dots, E_r\}$, $t \geq r \geq 1$), $t = |E|$, які висловлюють свої переваги використовуючи різні форми

представлення ЕО (інтервальні, нечіткі, точкові експертні оцінки).

Наприклад, за результатами проведення експертного опитування, група експертів розділилась на дві підгрупи $E \Rightarrow \{\{G_1\}, \{G_2\}\}$. Експерти групи G_1 , виконуючи процедуру попарного порівняння альтернатив, висловили точкові ЕО; експерти групи G_2 – сформували нечіткі ЕО.

Сформований експертом $E_i \in G_1$ профіль B_i відображає його переваги та представляє його оцінки у формі МПП виду (3.50) з точковими значеннями експертних оцінок, сформованими в рамках заданої вербальної шкали.

Сформований експертом $E_j \in G_2$ профіль B_j відображає його переваги та представляє його оцінки у формі МПП виду (3.44), де оцінки експерта b_{ij} представлені у формі трикутного або трапецоїдного нечітких чисел.

Задача полягає у виробленні групового рішення, що дозволяє враховувати форму подання оцінок всіх експертів.

Формально процедуру знаходження групової оцінки експертів можна представити у вигляді наступних послідовних етапів, рис. 4.2 [311]:

1. Побудова ієрархічної структури проблеми, яка містить декілька рівнів: цілі – критерії – альтернативи. В рамках цього етапу, формується множина об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_i \mid i = \overline{1, z}\}$, та множина критеріїв $K = \{K_l \mid l = \overline{1, n}\}$ (у разі вирішення багатокритеріальної задачі вибору).

2. Проведення процедури виявлення пріоритетів об'єктів (критеріїв, альтернатив за критеріями). В рамках даного етапу здійснюється визначення експертних переваг, та формування МПП для критеріїв та альтернатив за всіма заданими критеріями.

3. Розрахунок вектору пріоритетів МПП, враховуючи форму представлення оцінок експертів [56].

Для знаходження вектору локальних пріоритетів в НМПП рекомендовано застосовувати метод Чанга [204, 205, 223].



Рисунок 4.2 – Етапи процедури формування групової ЕО в умовах невизначеності різної природи

В результаті цієї процедури на основі оцінок експерта E_j будуть сформовані вектори локальних пріоритетів всіх заданих альтернатив за всіма критеріями та вектор локальних пріоритетів всіх критеріїв. Вибір методу здійснюється з урахуванням форми подання ЕО (точкові, нечіткі, інтервальні ЕО).

4. Перевірка узгодженості сукупності ЕО.

5. Розрахунок кількісного показника якості кожної альтернативи на основі виразу:

$$U_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij}, \quad (4.43)$$

де U_i – кількісний показник якості i -ї альтернативи; w_j – вага j -го критерію; r_{ij} – вага i -ї альтернативи для j -го критерію.

В результаті цієї процедури буде сформовано вектор $W = \{W_j \mid j = \overline{1, t}\}$, елементи якого є вектори кількісних показників якості кожної альтернативи $W_j = \{U_i^j \mid i = \overline{1, z}\}$, отримані на основі суджень експерта E_j , ($j = \overline{1, t}$).

б. Агрегування індивідуальних ЕО у групову оцінку. Процедура агрегування здійснюється шляхом комбінування отриманих значень W_j за всіма експертами E_j , ($j = \overline{1, t}$) [235, 399, 419, 420].

Процедура агрегування здійснюється в два етапи: на першому етапі відбувається агрегування W_i та W_j , елементи яких задані в однаковій формі представлення. Наприклад, елементи векторів W_i та W_j представлені інтервальними числами. На другому етапі, у разі потреби, здійснюється агрегування W_k та W_p , елементи яких мають різну форму представлення, наприклад, точкову та інтервальну. У цьому випадку рекомендовано застосовувати наступну схему: здійснити перехід до інтервальної форми у разі незначного рівня конфлікту; здійснити перехід до точкової форми у разі значного рівня конфлікту [29].

Для отримання агрегованих оцінок, рекомендується використання одного з правил перерозподілу конфліктів [419, 420]. Результуючі комбіновані маси ймовірності обраховуються шляхом додавання частин загальної конфліктної маси або локальної конфліктної маси до відповідного значенням основної маси ймовірності (упевненості, в рамках нотації ТДС) $m(x)$. В такому випадку результуючі підмножини відповідають вихідним, нові підмножини не утворюються.

Для агрегування інтервальних ЕО рекомендується використання одного з правил комбінування теорії свідочств [220, 235, 273, 399, 419, 426, 471, 479]. При виборі правила комбінування, попередньо необхідно виділити ряд критеріїв,

щодо яких буде оцінено те чи інше правило комбінування. В якості критеріїв вибору правила комбінування можуть бути розглянуті: інформація про джерела даних (експертів), їх компетентність, характер аналізованих даних (локальні конфлікти, структура експертних свідочств та інші). Для отримання більш ефективних результатів комбінування пропонується визначати порядок комбінування на основі метрик теорії свідочств [176, 196, 214, 283, 285, 440]. Значення метрики $d(W_1, W_2) \in [0; 1]$ являє собою відстань, що відображає відмінність та виражає ступінь конфлікту між W_1 та W_2 . Для агрегування відповідних значень W_1, \dots, W_k , ($k \leq t$), елементи яких мають однакову форму представлення, на кожному етапі обираються такі W_i та W_j , для яких виконується умова $\min(d(W_i, W_j))$, $\forall i, j = \overline{1, r}$, $r \leq t$, $d(W_i, W_j) \in [0, 1]$.

В результаті процедури комбінування буде отримано вектор кількісних показників якості кожної альтернативи $W^{rez} = \{U_i^{rez} \mid i = \overline{1, z}\}$, що відображає колективну думку групи експертів.

4.4 Технологія підтримки прийняття рішень в умовах складних форм незнання

Припустимо, що група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$, оцінюючи задану вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$. Сформований експертом E_j профіль B_j відображає його переваги відносно всіх аналізованих елементів множини A .

Якщо на множину вихідних даних A накладається обмеження взаємовиключеності та взіємовичерпності елементів, тоді результати експертного оцінювання можна представити у вигляді $B_j = \{X_l \mid l = \overline{1, k}\}$ ($k = 2^{|A|} - 1$, $X_l \subseteq A$), де B_j являє собою 2^A -мірний вектор, що відображає пріоритети (вибір) експерта E_j , кожен елемент якого побудовано на основі правил (1.2). При цьому, підмножина X_l може містити порожню множину \emptyset ,

будь-які елементи множини $A_i \in A$, а також можливі комбінації вихідних елементів $A_i \in A$, побудовані за допомогою оператора \cup .

Якщо A розглядається лише як множина взаємовичерпних елементів, то результати експертного опитування можна представити у вигляді системи підмножин $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$, $B_j = \{X_l \mid l = \overline{1, k}\}$, де B_j являє собою D^A -мірний вектор, що відображає вибір E_j , кожен елемент якого побудовано на основі правил (1.6). У цьому випадку підмножина X_l може містити порожню множину \emptyset , будь-які елементи множини $A_i \in A$, а також можливі комбінації вихідних елементів $A_i \in A$, побудовані на основі операторів \cup та \cap .

Оцінювання елементів множини A може здійснюватися як за окремими властивостями на основі вектору критеріїв, так і самостійно.

У випадку критеріальної оцінки альтернатив, попередньо необхідно задати множину критеріїв $K = \{K_q \mid q = \overline{1, s}\}$, відносно яких здійснюється оцінювання. В такому випадку система підмножин, що відображає результати експертного опитування матиме вигляд $B = \{B_j^{(q)} \mid j = \overline{1, t}\}$, $B_j^{(q)} = \{X_l^{(q)} \mid l = \overline{1, k}\}$, де $B_j^{(q)}$ являє собою підмножину фокальних елементів, сформованих експертом E_j за критерієм K_q , тобто, експертом E_j буде сформована система підмножин $P_j = \{B_j^{(q)} \mid q = \overline{1, s}\}$, що представляє профіль його оцінок.

Кожний $X_l \subseteq B_j$ являє собою фокальний елемент, на основі якого буде призначено ступінь ймовірності того, що кращий вибір знаходиться у цій підмножині. Сформовані ЕО можуть бути виражені в числових шкалах, або в шкалі відношень.

На основі назначених ступенів упевненості, для кожної підмножини B_j , $j = \overline{1, t}$ буде отримано вектор $m_j = \{m_i \mid i = \overline{1, s}\}$, $s = \Lambda$, елементи якого задовольняють умові (1.3), де Λ відповідає 2^A , якщо X_l побудовано на основі системи правил (1.2), що відповідає моделі Шейфера; Λ відповідає D^A , якщо X_l

побудовано на основі системи правил (1.6), що відповідає моделі Дезера-Смарандаке.

Агрегування ЕС виконується на основі операції комбінування: в рамках моделі ТДШ використовується одне з правил [220, 235, 273, 399, 419, 426, 471, 479]; в моделі ТДС використовується одне з правил [419, 420], при комбінуванні конфліктних ЕС рекомендовано застосування одного з правил перерозподілу конфліктів [419, 420].

Побудова результативного ранжування $R_{рез}$ досліджуваних об'єктів здійснюється на основі значень міри довіри $Bel(B)$ і правдоподібності $Pl(B)$ в рамках обраної моделі, відповідно.

Процедуру формування результативного ранжування $R_{рез}$, для випадку вирішення критеріальної задачі прийняття рішень, можна представити у вигляді послідовних кроків (рис. 4.3):

1. Визначення множини критеріїв $K = \{K_q \mid q = \overline{1, s}\}$, відносно яких здійснюється вибір.
2. Розрахунок вектору пріоритетів критеріїв $\Omega = \{\omega_q \mid q = \overline{1, s}\}$, елементи якого відповідають умовам:

$$0 \leq \omega_q \leq 1, \quad \forall q = \overline{1, s}; \quad \sum_{q=1}^s \omega_q = 1. \quad (4.44)$$

3. Ідентифікація моделі аналізу експертної інформації (модель Шейфера, модель Дезера–Смарандаке, модель Сметса), в рамках якої сформовані фокальні елементи.

4. Виявлення пріоритетів експертів. Експерт E_j , у відповідності до обраної моделі аналізу (модель ТДШ, модель ТДС, модель Сметса), формує за кожним критерієм K_q , $q = \overline{1, s}$, систему підмножин $B_j^{(q)} = \{X_l^{(q)} \mid l = \overline{1, k}\}$, $X_l^{(q)} \subseteq A$ у відповідності до (1.2) або (1.6), і вектор $S_j^{(q)} = \{s_l^{(q)} \mid l = \overline{1, k}\}$, що містить чисельні значення ступенів переваги виділених фокальних елементів $X_l^{(q)}$.

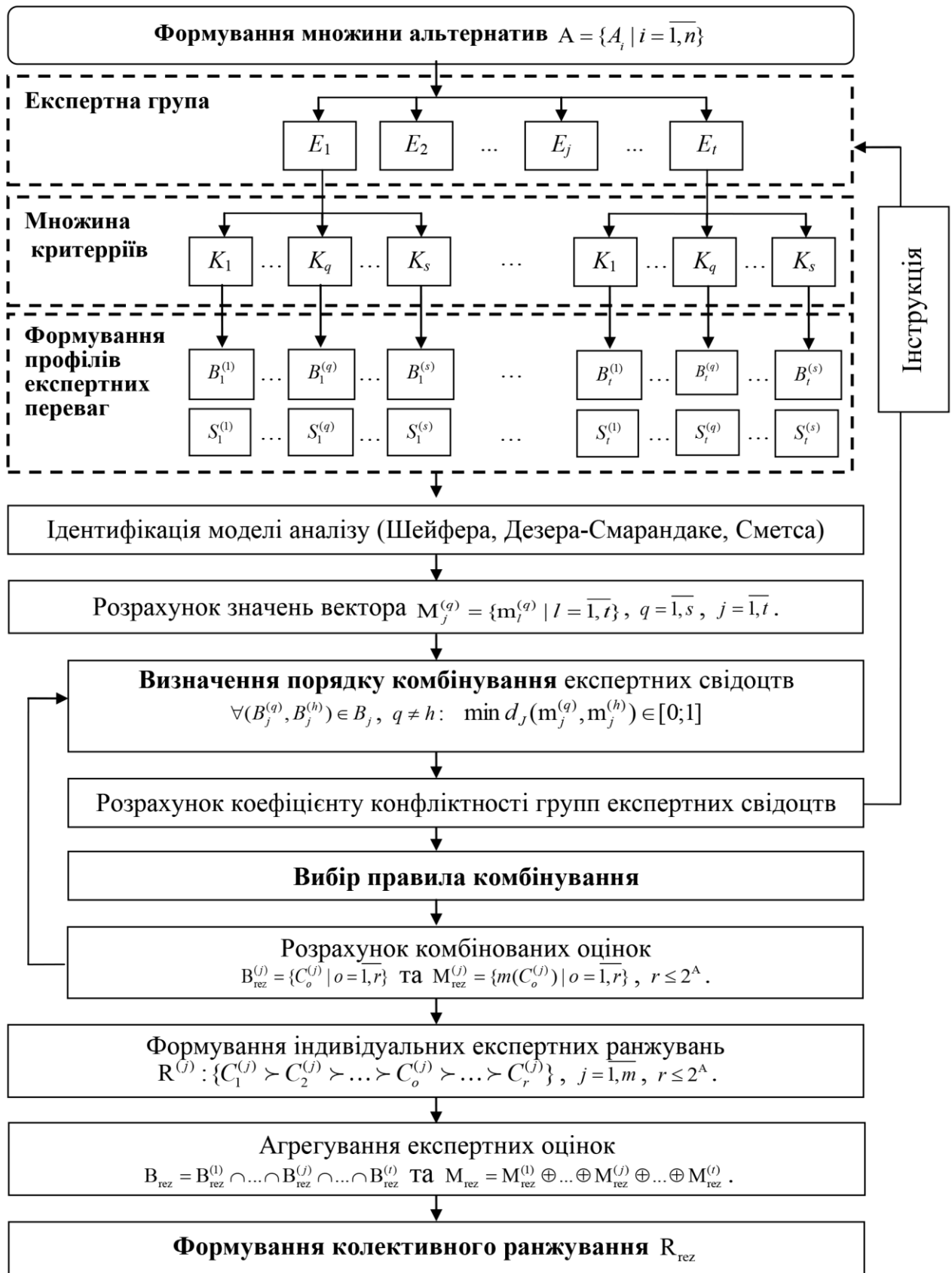


Рисунок 4.3 – Узагальнена структура технології структуризації ЕО в умовах складних форм НЕ-факторів для вирішення критеріальної задачі прийняття рішень

Якщо обрана модель ТДС, то на цьому етапі відбувається введення різного роду обмежень на взаємодію елементів основи аналізу. Внаслідок чого вільна модель трансформується в гібридну. Якщо експерт E_j виділяє (формує) не всі можливі в кожному конкретному випадку підмножини D^A , то решта не виділених (але можливих) підмножин розглядається як введені обмеження моделі (такі підмножини визнані неіснуючими).

5. Визначення основної маси ймовірності виділених підмножин $M_j^{(q)} = \{m_l^{(q)} \mid l = \overline{1, k}\}$, у відповідності до обраної моделі.

6. Визначення порядку комбінування ЕС.

Для комбінування обирається пара ЕС $B_j^{(q)}, B_j^{(h)} \in P_j$, таких, що при $q \neq k$: $\min d_j(m_j^{(q)}, m_j^{(h)}) \in [0; 1]$ у відповідності до однієї з метрик [176, 196, 214, 283, 285, 440].

7. Вибір правила комбінування. Алгоритм вибору правила комбінування ЕС наведено нижче.

8. Агрегування ЕС шляхом комбінування отриманої основної маси ймовірності $M_j^{(q)} = \{m_l^{(q)} \mid l = \overline{1, k}\}$ та $B_j^{(q)} = \{X_l^{(q)} \mid l = \overline{1, k}\}$, сформованих експертом E_j за всіма критеріями K_q , ($q = \overline{1, s}$).

Результатом комбінування є вектор $B_{\text{rez}}^{(j)} = \{C_1^{(j)}, C_2^{(j)}, \dots, C_o^{(j)}, \dots, C_r^{(j)}\}$ і вектор $M_{\text{rez}}^{(j)} = \{m(C_1^{(j)}), m(C_2^{(j)}), \dots, m(C_o^{(j)}), \dots, m(C_r^{(j)})\}$.

9. Розрахунок значень функції довіри $Bel(\cdot)$ і правдоподібності $Pl(\cdot)$ для кожної підмножини $C_o^{(j)} \subset B_{\text{rez}}^{(j)}$, на основі (1.4) та (1.5).

10. Формування інтервалів $[Bel(\{C_o^{(j)}\}), Pl(\{C_o^{(j)}\})]$ для результатних підмножин $C_o^{(j)}$ ($C_o^{(j)} \subseteq P_{\text{rez}}^{(j)}$), розрахунок точкових оцінок для результуючих підмножин $C_o^{(j)}$.

11. Формування індивідуальних експертних ранжувань виду

$$R^{(j)} : \{C_1^{(j)} \succ C_2^{(j)} \succ \dots \succ C_o^{(j)} \succ \dots \succ C_r^{(j)}\}, j = \overline{1, m}.$$

12. Агрегування індивідуальних експертних переваг в колективну ЕО здійснюється відповідно до пп. 6–8.

Формування

$$B_{\text{рез}} = B_{\text{рез}}^{(1)} \cap B_{\text{рез}}^{(2)} \cap \dots \cap B_{\text{рез}}^{(i)} \cap \dots \cap B_{\text{рез}}^{(l)} \quad \text{та} \quad M_{\text{рез}} = M_{\text{рез}}^{(1)} \oplus M_{\text{рез}}^{(2)} \oplus \dots \oplus M_{\text{рез}}^{(i)} \oplus \dots \oplus M_{\text{рез}}^{(l)}.$$

13. Формування результуючого ранжування аналізованих об'єктів $R_{\text{рез}}$, що відображає колективну думку експертної групи, у відповідності до пп. 9–11.

14. Вибір найкращої альтернативи.

У випадку розв'язання некрітеріальної задачі прийняття рішень, розглянута процедура формування результуючого ранжування $R_{\text{рез}}$ скорочується до реалізації наступних кроків:

1. Ідентифікація моделі аналізу експертної інформації (модель Шейфера, модель Дезера–Смарандаке, модель Сметса), в рамках якої сформовані фокальні елементи.

2. Виявлення пріоритетів експертів. Експерт E_j , у відповідності з обраною моделі аналізу формує систему підмножин $B_j = \{X_l \mid l = \overline{1, k}\}$, $X_l \subseteq B_j$ у відповідності до (1.2) або (1.6), і вектор $S_j = \{s_l \mid l = \overline{1, k}\}$, що містить числові значення ступенів переваги виділених фокальних елементів X_l . Введення різного роду обмежень на взаємодію елементів основи аналізу (для моделі ТДС).

3. Обчислення основної маси ймовірності виділених підмножин $M_j = \{m_l \mid l = \overline{1, k}\}$, відповідно до обраної моделі.

4. Визначення порядку комбінування ЕС. Для комбінування обирається пара ЕС $B_j, B_h \in B$, таких, що при $q \neq k$: $\min d_j(m_j, m_h) \in [0; 1]$ відповідно до однієї з метрик [176, 196, 214, 283, 285, 440].

5. Вибір правила комбінування. Алгоритм вибору правила комбінування ЕС наведено нижче.

6. Агрегування ЕО шляхом комбінування отриманої основної маси ймовірності $M_j = \{m_l \mid l = \overline{1, k}\}$ и $B_j = \{X_l \mid l = \overline{1, k}\}$, за всіма експертам E_j , ($j = \overline{1, t}$).

Результатом комбінування є вектор $V_{рез} = \{C_1, C_2, \dots, C_o, \dots, C_r\}$ і вектор $M_{рез} = \{m(C_1), m(C_1), \dots, m(C_o), \dots, m(C_r)\}$, що отримані шляхом $V_{рез} = B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_j \cap \dots \cap B_t$, $M_{рез} = M_1 \oplus M_2 \oplus \dots \oplus M_j \oplus \dots \oplus M_t$, відповідно.

7. Розрахунок значень функції довіри $Bel(\cdot)$ і правдоподібності $Pl(\cdot)$ для кожної підмножини $C_o \subset V_{рез}$, виходячи з (1.4) та (1.5).

8. Формування інтервалів $[Bel(\{C_o\}), Pl(\{C_o\})]$ для результуючих підмножин C_o ($C_o \subset V_{рез}$), розрахунок точкових оцінок для результуючих підмножин C_o .

9. Формування результуючого ранжування аналізованих об'єктів $R_{рез}$, що відображають колективну думку експертної групи.

10. Вибір кращої альтернативи.

На даний час в рамках теорії свідств запропоновано значну кількість правил комбінування [220, 235, 273, 399, 419, 426, 471, 479], кожне з яких володіє рядом переваг, але має і певні недоліки. Порівняльний аналіз розглянутих правил комбінування достатньо складний, оскільки не існує уніфікованих критеріїв, за допомогою яких можна достатньо обґрунтовано оцінити кожне правило.

В роботі запропоновано процедуру вибору правила комбінування, в основі якої покладено принцип мінімальної невизначеності [155, 156, 161, 406]. Схематично узагальнений алгоритм вибору правила комбінування представлено на рис. 4.4.

Припустимо задано множину правил комбінування $P = \{P_i \mid i = \overline{1, k}\}$. Базуючись на принципі мінімальної невизначеності (мінімальної ентропії) необхідно обрати правило $P \in P$, $m_{combP} = m_i P m_j$, що мінімізує значення функції сумарної невизначеності комбінованої маси ймовірності $\min (T(m_{combP}))$.

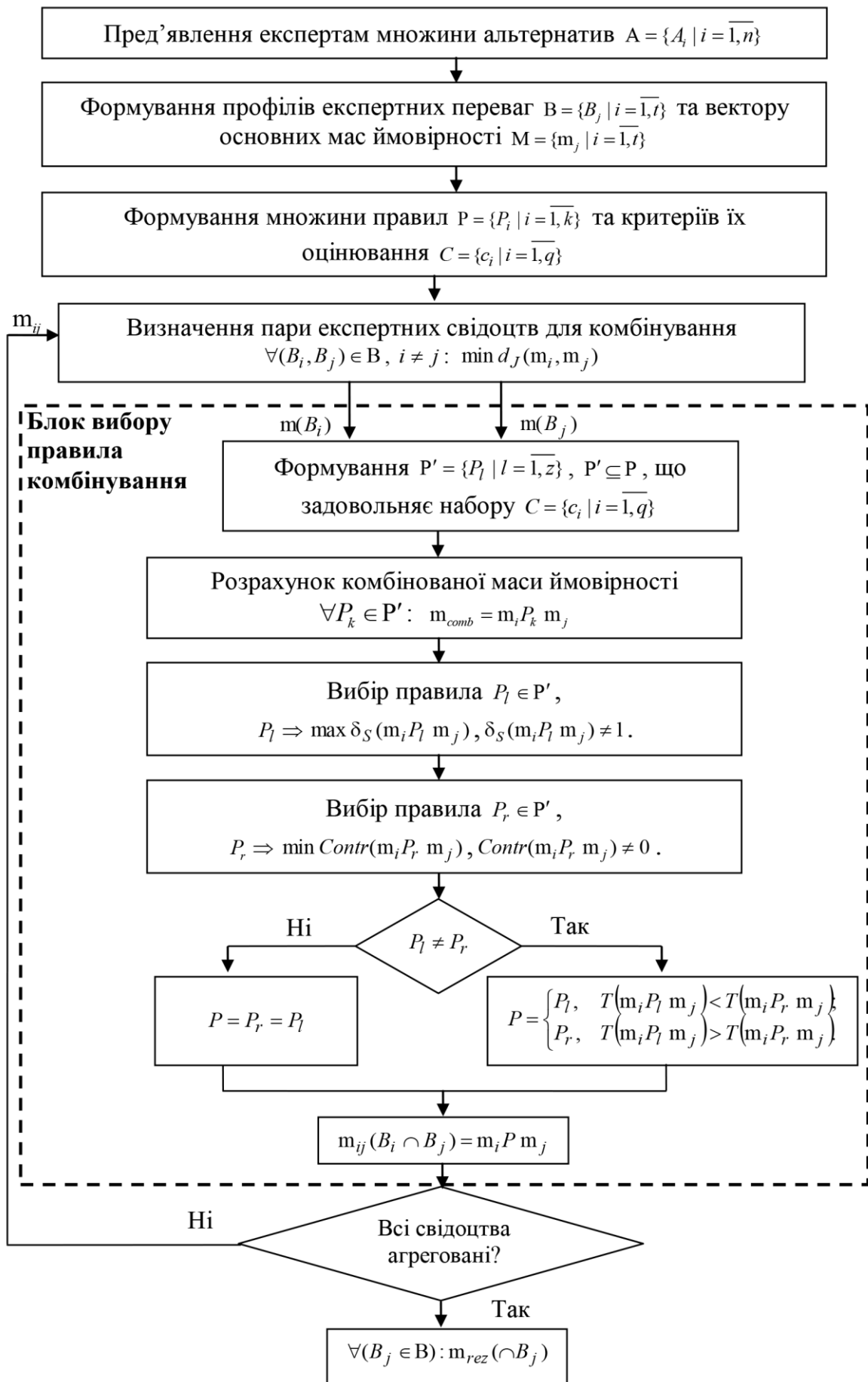


Рисунок 4.4 – Узагальнений алгоритм вибору правила комбінування

Формально процедуру вибору правила комбінування можна представити у вигляді двох послідовних етапів. На першому етапі із множини доступних правил комбінування $P = \{P_i \mid i = \overline{1, k}\}$, обирається підмножина $P' \subseteq P$, що відповідає набору заданих критеріїв $C = \{c_i \mid i = \overline{1, q}\}$.

Попередньо необхідно виділити ряд критеріїв, відносно яких буде оцінено те чи інше правило комбінування. В якості критеріїв вибору правила комбінування можуть бути розглянуті модель аналізу (модель Демпстера, модель Дезера-Смарандаке); інформація про джерела даних (компетентність експертів); характер аналізованих даних (інформація про конфлікти і консенсус як між окремими ЕС, так і в середині ЕС); інформація про ступінь взаємодії і структуру ЕС, та ін. Наприклад, правило Демпстера не може бути застосовано в умовах наявності значного конфлікту, відповідно виключається з подальшого аналізу. Рекомендації з вибору правил комбінування на основі аналізу ряду критеріїв наведено в роботах [77, 158, 235, 399].

В результаті буде сформовано множину $P' = \{P_i \mid i = \overline{1, z}\}$, $z \leq k$, яка отримана шляхом вилучення із множини $P = \{P_i \mid i = \overline{1, k}\}$ правил, що не задовольняють визначеним критеріям вибору правила.

Другий етап полягає у виборі правила комбінування на основі аналізу кількісних характеристик невизначеності в рамках нотації ТДШ.

Правило обирається виходячи із рекомендацій:

1. Виходячи із принципу максимальної специфічності, виробляється правило комбінування $P_l \in P'$, що максимізує значення коефіцієнту, що відображає ступінь специфічності результату комбінування $\max(\delta_s(m_i P_l m_j))$, $\delta_s(m_i P_l m_j) \neq 1$. Де міра $\delta_s(m) \in [0, 1]$ відображає «ступінь специфічності» свідоцтв [424]:

$$\delta_s(m) = 1 - d(m, m_s), \quad \forall m \quad d(m, m_x) = d(m, m_y), \quad m(X) = m(Y). \quad (4.45)$$

2. Виходячи із принципу мінімального конфлікту, обирається правило комбінування $P_r \in P'$, що мінімізує значення міри суперечливості (4.34) результату комбінування $\min(\text{Contr}(m_i P_r, m_j))$, $\text{Contr}(m_i P_r, m_j) \neq 0$.

3. Якщо $P_l \neq P_r$, то обирається правило комбінування, що задовольняє умові

$$P = \begin{cases} P_l, & T(m_i P_l, m_j) < T(m_i P_r, m_j); \\ P_r, & T(m_i P_l, m_j) > T(m_i P_r, m_j). \end{cases} \quad (4.46)$$

Запропонований підхід до вибору правила комбінування було досліджено при комбінуванні ЕС з різною структурою.

Припустимо група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$, оцінюючи деяку множину альтернатив $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$, де $B_j = \{X_l \mid l = \overline{1, s}\}$, $X_l \subseteq A$, $\forall l: |X_l| = 1$, відображає переваги E_j .

В роботі проаналізовано основні види структур ЕС: узгоджені – $\forall(B_j, B_t) \subseteq B$, $|B_i| \leq |B_j|: B_i \subseteq B_j$; сумісні – $\forall(B_j, B_t) \subseteq B$ $B_i \cap B_j \neq \emptyset$; роздільні – $\forall(B_j, B_t) \subseteq B$ $B_i \cap B_j = \emptyset$.

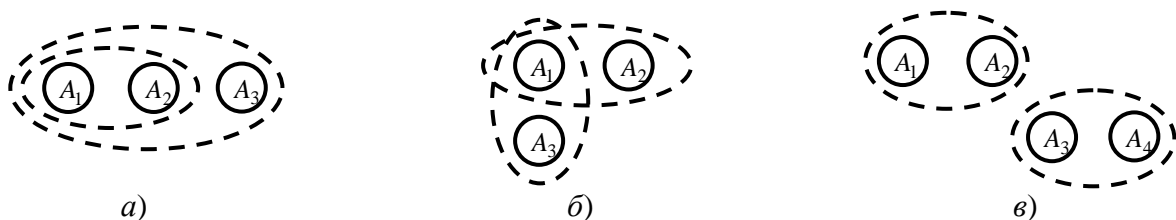


Рисунок 4.5 – Структури ЕС: а) узгоджені; б) сумісні; в) роздільні

В таблиці 4.5 наведено значення основної маси ймовірності (1.3) ЕС з узгодженою структурою (рівень конфлікту варіюється від незначного до сильного).

В таблиці 4.6 наведені розрахункові значення міри специфічності $\delta_s(\cdot)$ (4.45), міри протиріччя Contr_m (4.34) для вихідних ($m_1()$ та $m_2()$) та результуючих (комбінованих) основних мас ймовірності, отриманих на основі правил Ягера (m_{rezY}), Дюбуа та Прада (m_{rezDP}), правила перерозподілу конфліктів PCR5 (m_{rezPCR}) [235, 399, 419, 471].

Таблиця 4.5 – Основна маса ймовірності ЕС з узгодженою структурою

Випадок	1.a		1.b		1.c		1.d		1.e		1.f	
	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2
$m_1(A_1)$	0.5	1/3	0.1	1/3	0.5	0.1	0.4	0.6	0.1	0.9	0.3	0.25
$m_1(A_2)$	0.5	1/3	0.9	1/3	0.5	0.1	0.6	0.2	0.9	0.05	0.7	0.65
$m_1(A_3)$	-	1/3	-	1/3	-	0.8	-	0.2	-	0.05	-	0.1

Таблиця 4.6 – Розрахункові значення мір невизначеності (узгоджені свідоцтва)

	1.a		1.b		1.c	
	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$
$m_1()$	0.5	0.5	0.9	0.18	0.5	0.5
$m_2()$	0.42	0.58	0.42	0.58	0.83	0.31
$m_{rezY}()$	0.31	0.39	0.40	0.39	0.93	0.14
$m_{rezDP}()$	0.43	0.5	0.59	0.45	0.57	0.47
$m_{rezPCR}()$	0.49	0.54	0.79	0.36	0.56	0.54
	1.d		1.e		1.f	
	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$
$m_1()$	0.6	0.48	0.9	0.18	0.7	0.42
$m_2()$	0.714	0.5	0.91	0.17	0.69	0.46
$m_{rezY}()$	0.37	0.40	0.90	0.19	0.55	0.46
$m_{rezDP}()$	0.48	0.45	0.91	0.20	0.64	0.42
$m_{rezPCR}()$	0.56	0.52	0.50	0.49	0.79	0.34

За результатами таблиці 4.6 можна зробити наступні висновки: для випадку 1.c для правила Ягера виконуються умови $\max(\delta_s(m_1 P_{Yager} m_2))$ та $\min(Contr(m_1 P_{Yager} m_2))$; для випадків 1.b та 1.f зазначені умови виконуються для правила PCR5. Вибір правил комбінування для випадків 1.a, 1.d, 1.e здійснюється на основі аналізу міри сумарної невизначеності (4.29), виходячи із принципу (4.46).

В таблиці 4.7 наведено значення основної маси ймовірності (1.3) ЕС з сумісною та роздільною структурою (рівень конфлікту варіюється від помірнього до сильного).

Таблиця 4.7 – Основна маси ймовірності виділених груп ЕС

Випадок	2.a		2.b		2.c		2.d		3.a		3.b	
	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2	E_1	E_2
$m_1(A_1)$	0.5	0.5	0.1	0.9	0.1	0.1	0.9	0.9	0.5	-	0.1	-
$m_1(A_2)$	0.5	-	0.9	-	0.9	-	0.1	-	0.5	-	0.9	-
$m_1(A_3)$	-	0.5	-	0.1	-	0.9	-	0.1	-	0.5	-	0.9
$m_1(A_4)$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.5	-	0.1

В таблиці 4.8 наведені розрахункові значення міри специфічності $\delta_s(\cdot)$ (4.45), міри протиріччя $Contr_m$ (4.34) для вихідних ($m_1()$ та $m_2()$) та результуючих (комбінованих) основних мас ймовірності, отриманих на основі правил Ягера (m_{rezY}), Дюбуа та Прада (m_{rezDP}), правила перерозподілу конфліктів PCR5 (m_{rezPCR}) [235, 54, 419, 420, 471].

Таблиця 4.8 – Розрахункові значення мір невизначеності (сумісні та роздільні свідощтва)

	2.a		2.b		2.c	
	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$
$m_1()$	0.5	0.5	0.9	0.18	0.9	0.18
$m_2()$	0.5	0.5	0.9	0.18	0.9	0.18
$m_{rezY}()$	0.78	0.33	0.92	0.14	0.99	0.02
$m_{rezDP}()$	0.52	0.52	0.89	0.22	0.84	0.28
$m_{rezPCR}()$	0.57	0.55	0.51	0.50	0.5	0.51
	2.d		3.a		3.b	
	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$	$\delta_s(\cdot)$	$Contr_m$
$m_1()$	0.9	0.18	0.5	0.5	0.9	0.18
$m_2()$	0.9	0.18	0.5	0.5	0.9	0.18
$m_{rezY}()$	0.84	0.26	1	0	1	0
$m_{rezDP}()$	0.89	0.21	0.46	0.54	0.88	0.24
$m_{rezPCR}()$	0.98	0.051	0.39	0.61	0.5	0.51

Правило Демпстера було виключено із аналізу через помірний рівень конфлікту. При аналізі сумісних свідочств тільки правило PCR5 забезпечує отримання комбінованих мас ймовірності для вихідних фокальних елементів (синглетонів).

За результатами таблиці 4.8 можна зробити наступні висновки: для випадків 2.a, 2.b та 2.c правило Ягера забезпечує виконання умови $\max(\delta_S(m_1 P_{Yager} m_2))$ та $\min(Contr(m_1 P_{Yager} m_2))$; для випадку 2.d для правила PCR5 виконуються умови $\max(\delta_S(m_1 P_{PCR5} m_2))$ та $\min(Contr(m_1 P_{PCR5} m_2))$; для випадків 3.a та 3.b для правила Дюбуа та прада виконуються умови $\max(\delta_S(m_1 P_{PCR5} m_2))$ та $\min(Contr(m_1 P_{PCR5} m_2))$.

4.5 Синтез інформаційної технології структуризації експертних оцінок в умовах складних форм незнання

Розроблена ІТ призначена для вирішення задачі аналізу (ранжування, кластеризація, ранжування кластерів) групових ЕО в умовах багатокритеріальності та наявності складних форм незнання (невизначеність, неточність, неузгодженість / конфліктність, суперечливість) з метою вироблення результуючої (узагальненої) оцінки, що враховує думки (аргументи) кожного експерта. Запропонована ІТ може бути використана при вирішенні некритеріальних задач прийняття рішень в умовах наявності складних форм невизначеності (комбінованих видів незнання / НЕ-факторів).

В основі ІТ лежать запропоновані в 4 Розділі математичні моделі синтезу індивідуальних і групових рішень, які базуються на механізмі комплексного використання правил комбінування ЕС в рамках моделі Демпстера та Дезера-Смарандаке [64, 68, 160, 174, 314,]. Такий підхід дозволяє виділяти і групувати різні комбінації вихідних варіантів (об'єктів експертизи, альтернатив) в кластери, у відповідності з індивідуальним вибором експерта, проводити їх аналіз, і отримувати результуюче ранжування групових ЕО досліджуваних об'єктів (альтернатив, результуючих підмножин альтернатив). При цьому знято

обмеження на кількість аналізованих об'єктів (альтернатив), умову узгодженості ЕС.

Узагальнена структура ІТ структуризації експертної інформації в умовах складних форм незнання / НЕ-факторів та синтезу групового рішення наведена на рис. 4.6. Розглянемо основні положення ІТ аналізу ЕО, сформованих в умовах різних форм незнання.

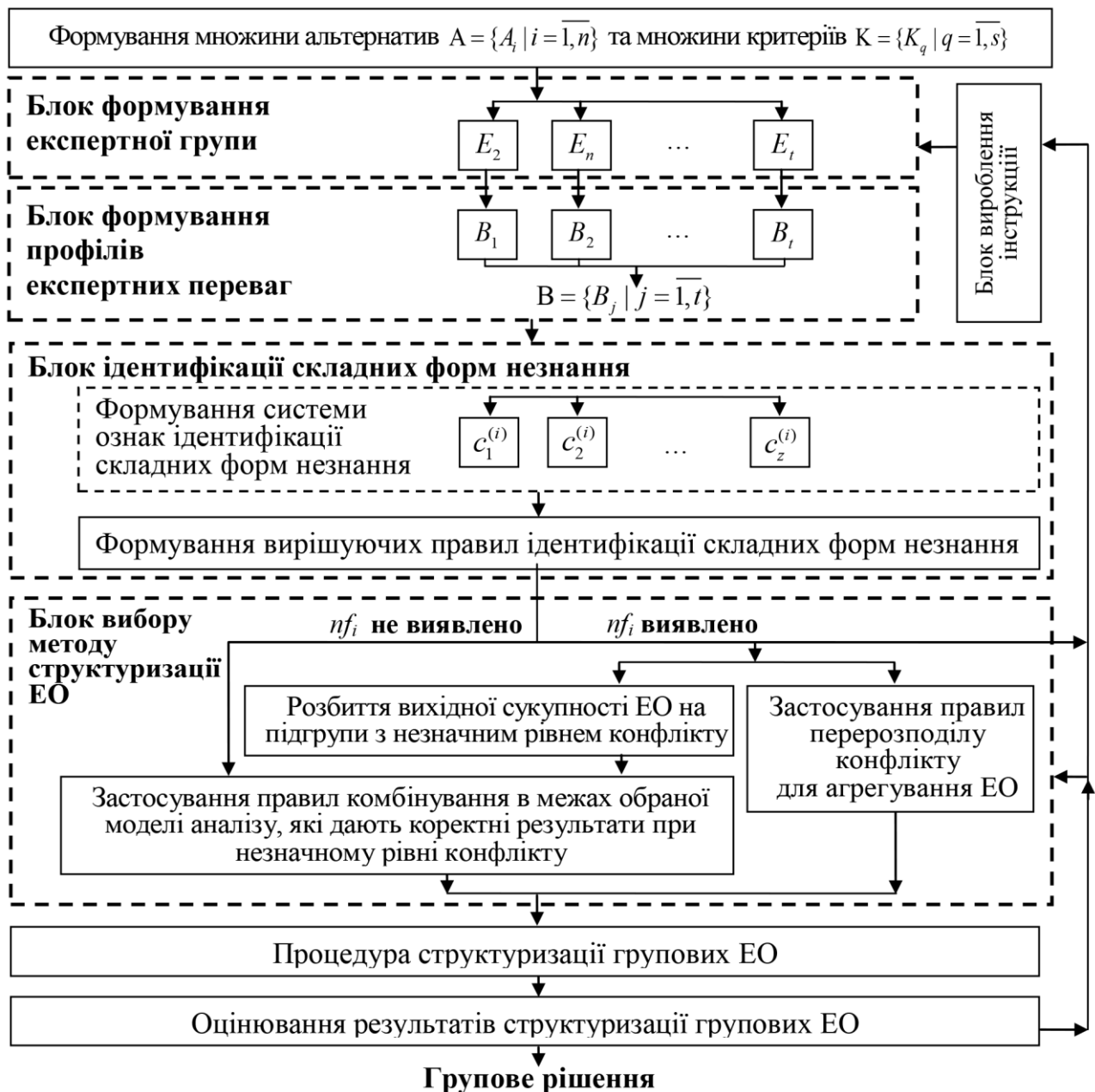


Рисунок 4.6 – Структура ІТ аналізу ЕО в умовах складних форм незнання

Припустимо задано деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$, на яку можуть бути накладені певні обмеження:

взаємовиключеності i / або взаємовичерпності, що визначає тип моделі, в рамках якої будуть сформовані ЕС.

Припустимо група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$, оцінюючи деяку вихідну множину об'єктів експертизи (альтернатив) $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$, сформувала профілі ЕП $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$. Сформований експертом E_j профіль B_j відображає його пріоритети відносно всіх аналізованих елементів множинності A , і відповідає одній із систем правил (1.2) або (1.6), відповідно (в залежності від обраної моделі аналізу).

Також експертам пред'являється однакова інструкція, в якій зазначено, що вони повинні робити з елементами множини A .

Сформований експертом E_j профіль B_j відображає його переваги, виражені в рамках заданої шкали, відносно елементів множини A , при цьому експерт сам вирішує, які елементи (або виділені групи елементів) множини він буде оцінювати. Таким чином, сформований експертом E_j профіль B_j може містити: оцінки, висловлені стосовно всіх елементів множини A ; оцінки висловлені стосовно бажаних елементів множини A ; оцінки, висловлені стосовно виділених груп бажаних елементів множини A .

Далі сукупність ЕО $B = \{B_j \mid j = \overline{1, t}\}$ поступає на вхід блоку ідентифікації НЕ-фактору nf_i , в даному випадку мова йде про такі види незнання, як невизначеність, неузгодженість / конфліктність, суперечливість, комбінації яких можуть одночасно бути присутніми в СЗн. В цьому блоці відбувається формування системи ознак ідентифікації аналізованих складних форм незнання (комбінації невизначеності, неточності, неузгодженості/ конфліктності, суперечливості) $C_i = \{c_j^{(i)} \mid j = \overline{1, z}\}$, на основі яких формується система вирішуючих правил $SR_i = \{R_l^{(i)} \mid l = \overline{1, h}\}$ ідентифікації НЕ-фактору nf_i . Для ідентифікації (підтвердження) наявності зазначеного виду НЕ-фактора може

бути використана як одна ознака, що дозволяє однозначно встановити наявність НЕ-фактора nf_i , так і їх сукупність:

1. відсутність НЕ-фактору $nf_i: \forall j: c_j^{(i)} \rightarrow$ відсутній nf_i ;
2. наявність НЕ-фактору $nf_i: \exists j: c_j^{(i)} \rightarrow nf_i$.

Для ідентифікації складних форм незнання (комбінованих видів незнання НЕ-факторів) в роботі запропоновано використовувати наступні ознаки:

1. структура експертних свідоцтв $X_l \subseteq B_j$;
2. рівень конфлікту;
3. показники якості отримуваних свідоцтв: рівень автоконфлікту (конфлікт всередині групи свідоцтв); ступінь специфічності сформованих свідоцтв, та. ін.;
4. ступінь суперечливості сформованих свідоцтв;
5. обмеження, що накладаються на основу аналізу А.

Наступним кроком є формування системи вирішуючих правил виявлення складних форм незнання $SR_i = \{R_l^{(i)} \mid l = \overline{1, h}\}$.

На основі сформованих вирішуючих правил $R_l^{(i)}$ може бути отримано правило вибору методу моделювання складних форм незнання:

$$B_j \in \begin{cases} P_1, & \text{якщо } \forall l: R_l^{(i)} \rightarrow \text{відсутній } nf_i; \\ P_2, & \text{якщо } \exists l: R_l^{(i)} \rightarrow nf_i; \end{cases} \quad (4.47)$$

де P_1 – ЕС не суперечливі, характеризуються високою якістю та узгодженістю; P_2 – ЕС являють собою конфліктні судження.

Якщо $B_j \in P_1$, то прийнято припущення про наявність узгодженості ЕС (що характеризується близькими свідоцтвами, наявністю низького / незначного рівня конфлікту), і може вказувати на високу (або допустиму) якість ЕС. У цьому випадку для надходження агрегованої оцінки в рамках моделі Шейфера можуть бути рекомендовані правила комбінування свідоцтв [220, 235, 273, 399, 419, 426, 471, 479]; в рамках моделі Дезера-Смарандаке – класичне і / або

гібридне правило ТДС, в залежності від введених обмежень побудованої моделі [419, 420].

Якщо $B_j \in P_2$, то виявлено, що в аналізованій сукупності ЕО має місце неузгодженість (конфлікт, суперечливість) ЕС, внаслідок чого виникають три задачі:

1. виявлення та виключення конфлікуючих (суперечливих) ЕС;
2. розбиття (кластеризація) вихідної сукупності ЕС на однорідні (з допустимим рівнем конфлікту) підгрупи.
3. агрегування конфлікуючих (суперечливих) ЕС з метою вироблення групової оцінки.

Для розв'язання першої задачі можуть бути використані різні міри, що дозволяють в кількісній формі оцінити схожість та відмінності ЕС. Ці міри можуть використовувати метрики відстаней ЕС [176, 196, 214, 283, 285, 440]; оцінювати ступінь конфлікту між фокальними елементами декількох груп ЕС [342], наприклад, міра (4.36) дозволяє оцінити ступінь конфлікту між експертом E_j та іншими $t-1$ експертами. При цьому може бути врахований як характер самих підмножин, що виділяються експертами на основі аналізу (в тому числі синглетонів), так і призначені їм значення функції (1.3).

Наприклад, припустимо, задана основа аналізу $\Omega = \{a, b, c, d\}$, таким чином,

– свідоцтва експертів E_1 та E_2 :

$$E_1 : m\{a\} = 0.1; m\{b\} = 0.9; \quad E_2 : m\{a\} = 0.9; m\{b\} = 0.1;$$

є суперечливими (оцінені однакові елементи основи аналізу, але їм призначено конфліктну масу ймовірності);

– свідоцтва експертів E_1 та E_2 :

$$E_1 : m\{a\} = 0.4; m\{b\} = 0.6; \quad E_2 : m\{c\} = 0.6; m\{d\} = 0.4;$$

також є суперечливими (немає спільно виділених та оцінених елементів основи аналізу, при комбінуванні ЕС їх перетип дає \emptyset).

Для розв'язання другої задачі в п. 4.2. запропоновано процедуру структуризації групових ЕО в умовах невизначеності і неузгодженості, яка дозволяє виділити із вихідної сукупності ЕО узгоджені підгрупи ЕС $E \Rightarrow \{G_1\}, \{G_2\}, \dots, \{G_q\}, \dots, \{G_p\}$ ($G_q \subseteq E, \{G_q\} = \{E_1, \dots, E_r\}, t \geq r \geq 1, t \geq p \geq 1$). Далі всередині кожної зі сформованих підгруп можуть бути отримані агреговані групові оцінки.

Для розв'язання третьої задачі запропоновано застосовувати одне з правил перерозподілу конфліктів [419, 420], кожне з яких, використовуючи різні механізми, дозволяє перерозподіляти часткові конфліктні маси упевненості або загальну конфліктну масу упевненості (в залежності від правила) на підмножини, залучені в конфлікти. Таким чином, можуть бути отримані агреговані оцінки навіть на основі абсолютно суперечливих свідочств. Автори роботи [420] відзначають, що PCR5 є єдиним правилом, при використанні якого, долі кожної часткової конфліктної маси ймовірності перерозподіляються на підмножини, залучені в конфлікт, пропорційно релевантним основним масам ймовірності призначеним для цих підмножин. Така техніка дозволяє досягти найбільш коректного перерозподілу часткових конфліктних мас ймовірності, однак тягне за собою певні обчислювальні труднощі. Також слід відзначити той факт, що при застосуванні цих правил результуючі підмножини основи аналізу відповідають набору підмножин до агрегування, нові підмножини не утворюються.

Наступним етапом є вибір математичного апарату аналізу сукупності ЕО. Алгоритм вибору методу аналізу ЕО, сформованих в умовах наявності складних форм незнання наведено на рис. 4.7.

Якщо підтверджено відсутність НЕ-фактора nf_i (або їх комбінації), то процедура структуризації сукупності ЕО зводиться до вирішення задачі знаходженню агрегованої (узагальненої) ЕО. Якщо в ході аналізу буде встановлено наявність НЕ-фактору nf_i (сукупність ЕО характеризується низькою узгодженістю, суперечливістю та конфліктом), то процедура

структуризації сукупності ЕО зводиться до вирішення задачі розбиття експертної групи на декілька підгруп (кластерів) експертів з близькими (узгодженими, несуперечливими) оцінками, для подальшого їх аналізу та пошуку агрегованої оцінки в рамках кожної із виділених груп.



Рисунок 4.7 – Алгоритм вибору методу аналізу ЕО

Якщо розбиття вихідної сукупності ЕО на ряд узгоджених підгруп і пошук агрегованих оцінок всередині виділених підгруп є недопустимим, доцільно визначити причину розкиду ЕО, виявити експертів, чії оцінки порушують узгодженість загальної сукупності свідочств, і провести повторне

опитування (можливо з внесенням коректив у склад експертної групи, зміненням процедури експертного опитування, форми представлення ЕО та ін.) з метою отримання узгоджених ЕС.

Результатом процесів, що відбуваються у цьому блоці, є підготовлена (структурована) для прийняття рішення (для ОПР) інформація, яка відповідає поставленим цілям аналізу.

Результуючим етапом є інтерпретація отриманих результатів структуризації і вироблення групового рішення.

Розроблена ІТ може бути застосована для вирішення різноманітних задач вибору в умовах складних форм незнання, що характеризуються багатокритеріальністю і багатоальтернативністю.

Розглянемо приклад синтезу ІТ ППР в умовах складних форм НЕ-факторів.

Постановка задачі. Припустимо, задана множина аналізованих варіантів технологічного процесу (ТП) різання та зварювання $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$, множина критеріїв їх вибору $K = \{K_l | l = \overline{1, s}\}$ та група експертів $E = \{E_j | j = \overline{1, t}\}$, що проводять експертизу.

До складу експертної групи можуть входити представники штабних підрозділів (відділ головного конструктора, відділ головного технолога, планово-виробничий відділ, відділ матеріально-технічного постачання та ін.), а також представники лінійних підрозділів (виробничих цехів, дільниць та ін.).

В якості критерії вибору зварювальних технологій можуть бути розглянуті: технічні можливості, експлуатаційна надійність, простота обслуговування, види та кількість необхідної для функціонування приладу енергії, видатки на обслуговування обладнання, якість зварювання та ін.

Необхідно визначити оптимальний, з точки зору розглянутих критеріїв та отриманих техніко-економічних показників, варіант технологічного процесу (ТП) різання та зварювання $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$.

Вихідні дані:

Множина вихідних даних	множина аналізованих варіантів ТП $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$; множина критеріїв вибору ТП $K = \{K_l \mid l = \overline{1, s}\}$; група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$, та відповідні значення вектору вагових коеф. (коеф. компетентності) експертів $\Omega = \{\omega_j \mid j = \overline{1, t}\}$; шкала експертних переваг $1 \div 9$.
Шкала вимірювання	$s_q = \{\text{відношень}\}$;
Структура даних:	$ST = \{\text{бінарні відношення; числа}\}$;
Вирішувана задача	$z_t = \{\text{побудова колективного ранжування об'єктів } A\}$.

Процедура ідентифікації комбінованого виду незнання

$\{nf_1 = \text{неузгодженість}, nf_2 = \text{невизначеність}, nf_3 = \text{конфлікт}, nf_4 = \text{нечіткість}\}$.

1. Приклад критеріїв ідентифікації $C_i = \{c_j^{(i)} \mid j = \overline{1, s}\}$, $C_i \subset CN$:

$c_1^{(i)}$ – структура ЕС: узгоджені ЕС: $\forall (B_j, B_t) \subseteq B: B_i \subseteq B_j$;

$c_2^{(i)}$ – структура ЕС: роздільні ЕС: $\forall (B_j, B_t) \subseteq B: B_i \cap B_j = \emptyset$;

$c_3^{(i)}$ – структура ЕС: сумісні ЕС: $\forall (B_j, B_t) \subseteq B: B_i \cap B_j \neq \emptyset$;

$c_4^{(i)}$ – структура ЕС: довільні ЕС: $\exists (B_j, B_t) \subseteq B: B_i \cap B_j \neq \emptyset$;

$c_5^{(i)}$ – $\exists X_l \subseteq B_j: X_l = \{A_i \cap A_n\}$;

$c_6^{(i)}$ – $\forall X_l \subseteq B_j: X_l = \{A_i \cup A_n\} \vee |X_l| = 1$;

$c_7^{(i)}$ – оцінка коефіцієнту специфічності відповідно до (4.45);

$c_8^{(i)}$ – оцінка коефіцієнту протиріччя відповідно до (4.34);

$c_9^{(i)}$ – оцінка коефіцієнту авто-конфлікту відповідно до (4.10) – (4.12);

$c_{10}^{(i)}$ – оцінка коефіцієнту глобальної невизначеності відповідно до (4.29);

$c_{11}^{(i)}$ – оцінка коефіцієнту конфлікту між групою ЕС відповідно до (4.14), (4.17) – (4.19);

$c_{12}^{(i)}$ – форма подання ЕП (точкові, інтервальні, нечіткі, змішана);

$c_{13}^{(i)}$ – кількість сформованих фокальних елементів.

2. Приклад вирішуючих правил ідентифікації комбінованого виду незнання $SR_i = \{R_l^{(i)} \mid l = \overline{1, h}\}$, $SR_i \subset SRN$:

$$R_1^{(i)} : \left(c_6^{(i)} \wedge ((c_{11}^{(i)} > k_1) \vee (c_9^{(i)} > k_2)) \wedge (c_{13}^{(i)} > |A|), D \right) \rightarrow \{nf_2, nf_3\}, \quad k_1, \quad k_2 \quad -$$

порогові рівні конфлікту;

$$R_2^{(i)} : \left(c_6^{(i)} \wedge (c_{11}^{(i)} > k) \wedge (c_{13}^{(i)} > |A|), D \right) \rightarrow \{nf_1, nf_2\}, \quad k \quad - \text{пороговий рівень}$$

конфлікту;

$$R_3^{(i)} : \left(c_6^{(i)} \wedge c_{12}^{(i)} = \{\text{нечіткі}\}, D \right) \rightarrow \{nf_2, nf_4\};$$

$$R_4^{(i)} : \left(\begin{array}{l} c_6^{(i)} \wedge ((c_{11}^{(i)} > k_1) \vee (c_9^{(i)} > k_2)) \wedge (c_{13}^{(i)} > |A|) \wedge \\ \wedge (c_{12}^{(i)} = \{\text{нечіткі}\}), D \end{array} \right) \rightarrow \{nf_2, nf_3, nf_4\};$$

$$R_5^{(i)} : \left(c_1^{(i)}, D \right) \rightarrow \text{відсутність локального } nf_3;$$

$$R_6^{(i)} : \left(c_2^{(i)}, D \right) \rightarrow nf_3;$$

$$R_7^{(i)} : \left(c_2^{(i)} \wedge c_6^{(i)} \wedge c_{12}^{(i)} = \{\text{змішана}\}, D \right) \rightarrow \{nf_2, nf_3\}.$$

Вибір методу моделювання комплексного виду незнання
 $\{nf_1 = \text{неузгодженість}, nf_2 = \text{невизначеність}, nf_3 = \text{конфлікт}, nf_4 = \text{нечіткість}\}.$

Приклад синтезу вирішуючих правил вибору методу моделювання nf_i наведено в Розділ 2 п. 2.4. Процедура вибору методів моделювання, за умови, що модель аналізу відповідає моделі Шейфера чи Дезера-Смарандаке, наведена в Розділ 4 п. 4.4.

Параметри синтезу ІТ:

Вектор вихідних параметрів:	$V = \{D; s_i; ST; z_t\};$
Параметри синтезу ІТ	$PS^V = V,$
$PS = \{Par_i \mid i = \overline{1, k}\},$	$PS^P = \{\text{профілі ЕП; модель аналізу; структура ЕС;}$
$PS = PS^V \cup PS^P:$	сукупність критерії ідентифікації nf_i ; ідентифіковані види nf_i ;

	сукупність методів визначення узагальнених оцінок; сукупність параметрів вибору методу моделювання; обраний метод(и) моделювання }
Правило генерації ІТ:	$\wedge Par_i \rightarrow IT_q, i \leq k.$

Вектор параметрів-результатів містить наступну інформацію: ідентифікований вид(и) НЕ-факторів (nf_i), або інформацію щодо його відсутності; номер правила (l), за яким було ідентифіковано НЕ-фактор; метрика, за якою була оцінена відстань між парами ЕС; обраний метод(и) за яким було визначено агреговані оцінки; колективне ранжування елементів множини A ; інтервали $[Bel(\cdot), Pl(\cdot)]$ для всіх сформованих результуючих фокальних елементів; максимально досяжне значення коефіцієнту конфлікту між ЕС.

За результатами синтезу ІТ формується протокол синтезу ІТ. Приклад протоколу синтезу ІТ, за умови, що модель аналізу відповідає моделі Шейфера чи Дезера-Смарандаке): множина вихідних параметрів задачі; модель аналізу; сукупність критерії ідентифікації nf_i ; ідентифіковані види nf_i ; перелік вирішуючих правил ідентифікації аналізованого виду НЕ-фактору; сукупність методів визначення узагальнених оцінок; сукупність параметрів вибору методу моделювання; обраний метод(и) моделювання; синтезоване правило генерації ІТ; для кожного експерту за всіма критеріями: порядок комбінування ЕС із зазначенням міри відстані $d(m_q, m_t)$, обраного правила комбінування $m_q \text{ P } m_t$, коеф. $\delta_s(\cdot)$, коеф. $Contr_m$ та коеф. конфлікту між парою ЕС, що комбінуються; індивідуальні експертні ранжування; інтервали для всіх експертів $[Bel(\{C_o^{(j)}\}), Pl(\{C_o^{(j)}\})]$; при формування колективної оцінки: порядок комбінування ЕС із зазначенням міри відстані $d(m_j, m_h)$, обраного правила комбінування $m_j \text{ P } m_h$, коеф. $\delta_s(\cdot)$, коеф. $Contr_m$ та коеф. конфлікту між парою ЕС, що комбінуються.

Висновки до Розділу 4

1. Для вирішення задачі структуризації групових ЕО в умовах складних (комбінованих) видів незнання, породжених неузгодженістю, неточністю, невизначеністю, конфліктністю (інколи і суперечливістю) експертних знань, обґрунтована можливість застосування математичного апарату ТДШ та ТДС. Математичний апарат ТДШ дозволяє коректно оперувати із ЕС сформованими в умовах невизначеності, неузгодженості і дозволяє враховувати різні способи взаємодії ЕС (перетин, об'єднання, поглинання), що виникають в процесі виявлення та аналізу експертної інформації. Математичний апарат ТДС є розширенням нотації ТДШ, і дозволяє оперувати з більш глибокими формами незнання, зокрема з комбінаціями невизначеності та неточності, невизначеності та неспецифічності і т.п. Методи ТДС дозволяють оперувати елементами основи аналізу, які не задовольняють умові взаємовиключності, таким чином експерт може формувати свої свідчення (підмножини основи аналізу) за рахунок об'єднання та перетину самих елементів основи аналізу; агрегувати (комбінувати) свідчення, сформовані в умовах високого рівня конфлікту (суперечливості).

2. Проаналізовано ряд мір ТДШ, що застосовуються для оцінки мінімального (ймовірного) і потенційно можливого (максимального) рівня імовірнісної невизначеності, пов'язаної із групою свідчень. Розглянуто ряд мір, в основі яких лежить ентропійний підхід до вимірювання ступеню невизначеності всередині групи свідчень, а також використання функцій довіри, правдоподібності та пігністичної ймовірності. Такі оцінки використовуються для ідентифікації різних видів конфлікту, що виникають при взаємодії фокальних елементів всередині групи свідчень і дозволяють оцінити якість одержуваних свідчень.

3. Розглянуто основні моделі структур ЕС, які дозволяють обробляти результати експертного опитування в умовах багатоальтернативності, невизначеності та наявності конфліктуючих (суперечливих, не співпадаючих)

ЕС. Проаналізовано метрики теорії свідочств, що дозволяють оцінити ступінь відмінності (подібності) ЕС, враховуючи відносну відстань між ними. Чим менша відстань між свідочтвами, тем більше подібності між ними. Досліджена залежність значень метрики *Jousselme* від сформованої структури ЕС. Застосування метрик ТДШ при аналізі структури ЕС дає можливість визначати оптимальний порядок їх комбінування, з метою отримання більш ефективних результатів комбінування при побудові агрегованих оцінок. Результати дослідження наведені в додатку А.

4. Проаналізовано міри, що дозволяють кількісно оцінити рівень невизначеності та конфлікту для групи ЕС, сформованих в рамках нотації ТДШ. Розглянуті міри, використовують ентропію, функції довіри, правдоподібності та пігністичної імовірності як міру невизначеності. Проаналізовано тенденції зміни рівня конфлікту і міри протиріччя свідочств по відношенню до структури і кардинальності фокальних елементів всередині групи свідочств. Це в свою чергу дозволяє оцінювати якість отриманих свідочств. Досліджено зв'язок між значеннями розглянутих мір і структурою ЕС. Результати дослідження наведені в додатку А.

5. Проведений аналіз задач і методів обробки групових ЕО дозволяє зробити висновок про те, що вирішення задачі знаходження узагальнених (агрегованих) оцінок, на основі яких формуються рекомендації ОПР, в значній мірі залежить від ефективного вирішення задач кластеризації і ранжування. Задача кластеризації ЕО з'являється в ситуаціях, коли результати експертизи характеризуються відсутністю узгодженості, що створює певні складнощі у визначенні узагальнених оцінок. В роботі запропоновано підхід до розбиття вихідної сукупності групових ЕО, сформованих в рамках нотації ТДШ, на підгрупи, всередині яких оцінки експертів близькі між собою. На відміну від існуючих методів кластеризації ЕО, запропонований підхід дозволяє обробляти ЕС довільної структури: узгоджені, еквівалентні, довільні та ін.; враховувати можливі об'єднання та перетин ЕС. В основі запропонованого підходу лежить математичний апарат метрик теорії свідочств, що дозволяє оцінювати ступінь

відмінності (конфлікту) між виділеними групами ЕС, враховуючи їх структуру. Свідоцтва експертів вважаються узгодженими (однорідними), якщо значення обраної метрики для всіх свідоцтв виділеної підгрупи не перевищує заданого порогового рівня.

6. Запропоновано процедуру вибору оптимального правила комбінування ЕС в залежності від характеру вихідних даних, що отримані з різних джерел. Запропонована процедура забезпечує отримання комбінованої маси ймовірності з найменшим досяжним рівнем невизначеності. Алгоритм забезпечує відсікання ряду правил, які не задовольняють заданому набору критеріїв вибору правил комбінування. Ґрунтуючись на принципі мінімальної невизначеності, в роботі запропоновано обирати правило, яке мінімізує значення міри суперечливості і максимізує значення міри специфічності результату комбінування. В якості критеріїв вибору правил можуть бути рекомендовані: модель аналізу, інформація про джерела даних; характер аналізованих даних.

7. Запропоновано підхід до агрегування групових ЕО, що дозволяє синтезувати групове рішення з урахуванням різних форм представлення суджень експертів (інтервальні, нечіткі, точкові ЕО). Такий підхід дозволяє моделювати невизначеність в експертних судженнях, через представлення неточності в оцінках експертів у вигляді нечітких та інтервальних чисел. Для аналізу отриманої експертної інформації, і формування індивідуальних експертних ранжувань аналізованих об'єктів, використаний метод парних порівнянь та його модифікації. Експерт самостійно обирає форму подання своїх переваг при побудові МПП, або може відмовитись від оцінювання тих чи інших об'єктів експертизи, у цьому випадку будуються УМПП. Відсутність обмеження на форму подання ЕП дає можливість експерту максимально точно висловлювати свою думку (оцінити) відносно аналізованого об'єкта. Такий підхід дозволяє підвищити ефективність роботи експерта, що сприятиме поліпшенню якості, надійності та достовірності експертної інформації. Агрегування ЕО, з метою вироблення колективного рішення (колективного

ранжування), здійснюється на основі механізму їх комбінування. Для агрегування точкових ЕО, пропонується використання одного з правил перерозподілу конфліктів. Такі правила, незважаючи на складності в математичних обчисленнях, дають більш ефективні результати комбінування, та дозволяють враховувати суперечливі ЕС. Для агрегування інтервальних ЕО рекомендується застосування одного з правил комбінування теорії свідоцтв. При виборі правила комбінування, попередньо необхідно виділити ряд критеріїв, щодо яких буде оцінено те чи інше правило комбінування. Ефективні результати комбінування, при побудові агрегованих оцінок, можуть бути отримані при встановленні порядку комбінування ЕС, наприклад, враховуючи міру відмінності і структуру ЕС. Такий підхід дозволяє не ігнорувати та не втрачати експертну інформацію, отриману на основі не співпадаючих, суперечливих ЕС, таким чином використовувати отриману експертну інформацію в повній мірі.

8. Запропонована методика синтезу і узагальнена структура ІТ ППР структуризації ЕО в умовах багатокритеріальності, багатоальтернативності та складних форм незнання.

РОЗДІЛ 5

СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕТОЧНИХ ДАНИХ ТА ЕКСПЕРТНИХ ЗНАНЬ

5.1 Постановка задачі представлення і структуризації неточних даних та експертних знань

Досить часто в реальних ситуаціях доводиться вирішувати задачі здобуття знань із масивів невпорядкованих (необроблених, грубих) даних. Отримані при цьому знання не є точними і неможливо виконати їх точну класифікацію (встановити класифікаційну категорію). Це пов'язано, перш за все, з тим, що «жорсткість» існуючих моделей представлення знань змушує аналітиків об'єднувати або урізати реальні знання експертів.

Наприклад, припустимо, що вихідна множина знань про об'єкт X представлена двома класами: $Case_{S1}=\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ та $Case_{S2}=\{x_5, x_6, x_7\}$, і отримана деяка множина елементів знань $X_0=\{x_3, x_4, x_7, x_8\}$, яку необхідно віднести до одного із вказаних класів $Case_{S1}$ та $Case_{S2}$. Проте можна бачити, що елементи $\{x_3, x_4\} \in Case_{S1}$, $\{x_7\} \in Case_{S2}$, а елемент $\{x_8\} \notin (Case_{S1}, Case_{S2})$. Це характеризує ситуацію, коли виконати точну класифікацію не представляється можливим. Для аналізу такої ситуації автором робіт [377, 378] запропонована теорія грубих множин, математичний апарат якої дозволяє обробляти імпліцитні (неявні) масиви невпорядкованих (неточних, грубих, необроблених) даних та знань, і на цій основі отримувати нові знання.

Припустимо, задана скінчена множина аналізованих об'єктів (універсум елементів) $U \neq \emptyset$. На основі U можна виділити підмножини елементів універсума $X_s \subseteq U$ (концепцію або категорію в U), тоді будь-яке сімейство концепцій в U вважається абстрактними знаннями про U . Таким чином, концепції формують розбиття (класифікацію) заданого універсуму U , тобто в U

можна виділити таке сімейство $C = \{X_s \mid s = \overline{1, n}\}$, що $X_s \subseteq U$, $X_s \neq \emptyset$, $X_s \cap X_t = \emptyset$ для $s \neq t$, $s, t = \overline{1, n}$, $\cup U_s = U$. Сімейство класифікацій на U формують БЗн на U . Така БЗн являє собою множину аспектів класифікації об'єктів універсуму.

Тоді існуюча СЗн може бути подана у формі БЗн $K=(U, R)$, де $U \neq \emptyset$ – скінчена множина аналізованих об'єктів (універсум елементів), R – відношення еквівалентності, на основі якого можуть бути сформовані класи еквівалентності (категорії) елементів U , що позначаються через $IND(R)$. Кожна категорія містить елементи, що володіють однаковими властивостями (атрибутами). Всередині кожної такої категорії елементи вважаються нерозрізненими. Тоді через U/R позначимо сімейство всіх класів еквівалентності (класифікацій U), а через $[u]_R$ позначимо категорію в R , що містить елемент $u \in U$.

Для графічного представлення СЗн K та відображення їх семантики використовується реляційна система – таблиця, рядки якої відповідають аналізованим об'єктам – елементам $u \in U$, а стовпчики – ознакам (критеріям, атрибутам) цих елементів. В комірці на перетині j -го рядка та l -го стовпчика відображається значення l -ї ознаки для j -го елемента, таким чином кожен рядок таблиці відображає один елемент (об'єкт) універсуму і відповідні йому значення атрибутів. Така таблиця в рамках нотації ТГМ отримала назву інформаційної системи (ІС).

Поняття «інформаційна система» введено в [374, 375].

Припустимо задана ІС $S = (U, A, V, f)$, де $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$ – не порожня скінчена множина елементів (універсум); $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів; $V = \bigcup_{a_l \in A} V_{a_l}$, V_{a_l} – множина значень атрибуту a_l (область атрибуту a_l); $f^{\wedge} U \times A \rightarrow V$ – інформаційна функція, така, що $\forall a_l \in A, u \in U, f(u, a_l) \in V_{a_l}$. Кожна підмножина $B \subseteq A$ називається атрибутом. Атрибут B може бути як примітивним ($|B| = 1$), так і складовим.

Між поняттями БЗн та ІС існує співвідношення один-до-одного. Тому довільній БЗн $K = (U, R)$ може бути поставлена у відповідність ІС $S = (U, A, V, f)$, де кожне відношення еквівалентності в БЗн представляється в ІС шляхом атрибуту, і кожен клас еквівалентності – значенням (значень) атрибуту. Всі операції, що виконуються в БЗн на основі відношень еквівалентності, можуть бути виконані в ІС на основі розділення елементів за множинами релевантних атрибутів.

Якщо виникає ситуація, за якою елемент $u \in U$ може бути віднесено до будь-якого певного класу при заданому наборі значень атрибутів (умов), так що при кожному можливому наборі значень таких умов може бути отриманий конкретний результат (рішення). Тоді для представлення наявної СЗн використовуються таблиці рішень (ТР). Таблиця рішень являє собою ІС $S = (U, A, V, f)$, в якій множина A формується з підмножини атрибутів-умов C і підмножини атрибутів-рішень D , так, що $A = C \cup D$, таким чином, ТР може бути представлена як $T = (U, A, C, D)$. В ТР з кожним $u \in U$ може бути пов'язана функція (вирішуюче правило) $du: A \rightarrow V$, така, що $d(u) = a(u)$ для кожного атрибуту $a \in C \cup D$, де $a(u)$ – значення примітивного атрибуту елементу u .

В процесі аналізу, структуризації і обробки даних і знань ІС та ТР можна виділити наступні задачі

1. задача класифікації елементів $u \in U$ на основі аналізу ІС відповідно до заданого набору класифікаційних ознак (атрибутів) A , тобто за значенням;
2. задача класифікації елементів $u \in U$ на основі аналізу ТР і встановлення залежності між значеннями класифікаційних атрибутів елементів $a_l(u_j)$ та їх приналежністю заданим класам;
3. задача визначення коефіцієнтів значущості або ваги окремих примітивних атрибутів a_l ;
4. задача агрегування відповідних значень релевантних атрибутів $a_l(u_j)$ (для ІС) або атрибутів-умов (для ТР) і синтезу групової оцінки, за умови, що

інформація (суб'єктивні ЕО) відносно значень релевантних атрибутів (атрибутів-умов) елементу $u \in U$ формується на основі групової експертизи.

3. задача синтезу групового рішення стосовно приналежності елементів універсуму заданому класу $u_j \rightarrow k_s$ ($k_s \in a_q$), за умови, що інформація (суб'єктивні ЕО) відносно приналежності елемента $u \in U$ до заданого класу (атрибуту-рішень) формується на основі групової експертизи.

5.2 Методи ідентифікації неточності

В теорії множин, на відміну ТГМ, підтримується однозначне трактування поняття приналежності елемента до заданої множини. Якщо задана скінчена множина $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$, то будь-який елемент u , може або належати множині U (відношення виду $u \in U$), або не належати множині U (відношення виду $u \notin U$).

Припустимо, $K = (U, R)$ – база знань, де U – універсум елементів, R – відношення еквівалентності [374, 375, 377-379].

В ТГМ елемент може належати або до нижньої R -апроксимації множини X (відношення виду $u \in \underline{R}X$), або до її верхньої R -апроксимації (відношення виду $u \in \overline{R}X$), або взагалі не належати множині X (відношення виду $u \notin X$), якщо елемент належить негативній області множини X ($u \in NEG_R(X)$).

В [377-379] введені поняття точності та неточності цільової множини X .

Означення 5.1

Цільова множина $X \subseteq U$ називається R -визначеною (R -точною), якщо вона є об'єднанням категорій, які виділені на універсумі на основі відношення еквівалентності R , тобто якщо існує таке відношення еквівалентності $R \in IND(K)$, що $X \in R$ -точною [377-379].

В цьому випадку R -гранична область множини X порожня ($BN_R(X) = 0$), оскільки $\underline{R}X = \overline{R}X$.

Означення 5.2

Цільова множина X називається R -невизначеною (R -неточною або R -грубою), якщо $X \in R$ -неточною, для будь-якого $R \in IND(K)$ [377-379].

В цьому випадку R -гранична область множини X не порожня ($BN_R(X) > 0$), оскільки $|\overline{RX}| > |\underline{RX}|$.

Таким чином, ТГМ дозволяє коректно оперувати з неточними (грубими) множинами, і призначена для моделювання невизначеності пов'язаної із приналежністю елементів універсуму цільовій множині X .

Для кількісного вираження такої невизначеності в [377, 379] введені міри точності та якості апроксимації.

Точність апроксимації множини X ($X \subseteq U$) визначається як

$$\alpha_R(X) = \frac{|\underline{RX}|}{|\overline{RX}|}, \quad X \neq \emptyset, \quad (5.1)$$

де $|Y|$ – кардинальність множини Y .

Оцінка $\alpha_R(X) \in [0; 1]$ відображає ступінь повноти відповідних знань щодо множини X [377, 378]. Для R -точних множин $\alpha_R(X) = 1$; для R -неточних множин $\alpha_R(X) < 1$, оскільки $|\overline{RX}| > |\underline{RX}|$.

Для кількісного вираження ступеня неповноти існуючих знань в [377, 378] введено оцінку грубості множини X ($X \subseteq U$):

$$\rho_R(X) = 1 - \alpha_R(X) = \frac{|\overline{RX} - \underline{RX}|}{|\overline{RX}|} = \frac{|BN_R(X)|}{|\overline{RX}|}. \quad (5.2)$$

Якість апроксимації множини X ($X \subseteq U$) визначається як [377, 378]:

$$\eta_R(X) = \frac{|\underline{RX}|}{|U|}, \quad X \neq \emptyset. \quad (5.3)$$

В [241] ведена наступна оцінка якості апроксимації множини X ($X \subseteq U$):

$$q(X) = \frac{|\underline{RX}|}{|X|}. \quad (5.4)$$

Припустимо задано сімейство не порожніх класифікацій $F = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, тоді $\underline{R}F = \{\underline{R}X_1, \underline{R}X_2, \dots, \underline{R}X_n\}$ та $\overline{R}F = \{\overline{R}X_1, \overline{R}X_2, \dots, \overline{R}X_n\}$ являє собою R -нижню та R -верхню апроксимації сімейства F , відповідно.

Тоді точність апроксимації сімейства F може бути визначена як

$$\alpha_R(F) = \frac{\sum |\underline{R}X_i|}{\sum |\overline{R}X_i|}, \quad i = \overline{1, n}. \quad (5.5)$$

Точність апроксимації відображає долю коректних (однозначних) класифікацій на основі існуючих знань R .

Якість апроксимації сімейства F може бути визначена як

$$\eta_R(F) = \frac{\sum |\underline{R}X_i|}{|U|}, \quad i = \overline{1, n}. \quad (5.6)$$

Якість апроксимації відображає долю об'єктів, які можуть бути коректно класифіковані на основі існуючих знань R .

В [474] запропоновано ряд альтернативних мір для визначення точності та грубості цільової множини X :

1. міра точності, відображає повноту знань щодо множини X і визначається як

$$\gamma_R(X) = \frac{|POS_R(X)| + |NEG_R(X)|}{|U|} = \frac{|\underline{R}X| + |(\overline{R}X)^c|}{|U|} = \frac{|\underline{R}X| + |\underline{R}X^c|}{|U|}, \quad (5.7)$$

де $(\overline{R}X)^c = U - \overline{R}X$ – доповнення \overline{R} -верхньої апроксимації.

2. міра грубості цільової множини X :

$$\beta_R(X) = 1 - \gamma_R(X) = \frac{|\overline{R}X - \underline{R}X|}{|U|} = \frac{|BN_R(X)|}{|U|}. \quad (5.8)$$

На відміну від (5.2) міра $\beta_R(X)$ не залежить від оцінки R -верхньої апроксимації X .

Розглянемо приклад, наведений в [187]. Припустимо задано універсум $U = \{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9\}$. На основі відношень еквівалентності R_1, R_2, R_3 виділені наступні основні категорії (класи еквівалентності) на універсумі U :

$$U / R_1 = \{\{u_1, u_2, u_3, u_4\}, \{u_5, u_6, u_7\}, \{u_8, u_9\}\};$$

$$U / R_2 = \{\{u_1, u_2\}, \{u_3, u_4\}, \{u_5, u_6, u_7\}, \{u_8, u_9\}\};$$

$$U / R_3 = \{\{u_1\}, \{u_2\}, \{u_3\}, \{u_4\}, \{u_5, u_6, u_7\}, \{u_8, u_9\}\}.$$

За умови, що цільова множина задана наступним чином $X = \{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_8\}$, на основі (1.9), (1.11) буде отримано:

$$\overline{R}_1 X = \overline{R}_2 X = \overline{R}_3 X = U;$$

$$\underline{R}_1 X = \underline{R}_2 X = \underline{R}_3 X = \{u_1, u_2, u_3, u_4\}.$$

У всіх трьох випадках оцінки $\rho_{R_1}(X)$, $\rho_{R_2}(X)$ та $\rho_{R_3}(X)$ ($\alpha_{R_1}(X)$, $\alpha_{R_2}(X)$ та $\alpha_{R_3}(X)$, відповідно) матимуть однакове значення, оскільки розглянуті міри повноти та точності знань засновані на апроксимаціях множини X , як підмножини U , і не враховують інформацію щодо змісту класів еквівалентності в отриманих апроксимаціях. Ці міри не здатні враховувати міру гранулювання отриманих сімейств класифікацій (класів еквівалентності).

Основна ідея гранулярних обчислень полягає в оперуванні групами, класами, кластерами елементів, так званими гранулами, в силу того, що вони не можуть бути визначені більш детально [91].

В [477] гранула визначена як група об'єктів, представлених об'єднано на основі нерозрізненості (розрізнення) подібності, близькості. Особливістю гранули є її цілісність, як інформаційної структури, та її цілеспрямованість. Її розмір є проблемно-орієнтованим, залежить від розв'язуваної задачі, і способу її вирішення.

В даний час існує досить значний клас різних мір гранулювання в ТГМ [171, 187, 228, 275, 276, 331, 333–335, 344, 386, 387, 461, 468, 475, 482].

Ентропія є кількісною мірою невизначеності, яка відображає неповноту існуючих знань. В роботах [187, 228, 331, 461] запропоновано цілий ряд різних

мір, що використовують підхід Шеннона [401] для кількісного вимірювання невизначеності (ентропії) в ТГМ. Багато з цих мір безпосередньо пов'язані із мірами гранулювання.

Припустимо, задана ІС $S = (U, R)$, де $F = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ – сімейство не порожніх класифікацій, $X_i \subseteq U$ з відповідною функцією розподілу виду:

$$P_F = (p(X_1), \dots, p(X_i), \dots, p(X_n)), \quad p(X_i) = \frac{|X_i|}{|U|}. \quad (5.9)$$

Тоді міра ентропії, запропонована Шенноном [401], для розподілу (5.9) може бути представлена наступним чином:

$$H(F) = H(P_F) = -\sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \log_2 \frac{|X_i|}{|U|} = \log_2 |U| - \sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \log_2 |X_i| \quad (5.10)$$

Ентропія досягає максимуму $H(F)_{\max} = \log_2 |U|$ для одноелементних підмножин X_i (якщо всі елементи сімейства F мають однакову ймовірність); ентропія сягає мінімуму $H(F)_{\min} = 0$, для самої грубої класифікації $X = \{U\}$.

Додаткова ентропія (*complementary entropy*) сімейства F може бути виражена як [331]:

$$E(F) = \sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \frac{|X_i^c|}{|U|} = \sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \left(1 - \frac{|X_i|}{|U|}\right), \quad (5.11)$$

де $X_i^c \subseteq U$ – доповнення множини X_i до множини U ($X_i \cup X_i^c = U$).

Комбінована ентропія (*combination entropy*) сімейства F може бути виражена наступним чином [386]:

$$CE(F) = \sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \frac{|C_{|U|}^2 - C_{|X_i|}^2|}{C_{|U|}^2}, \quad (5.12)$$

де $\frac{|C_{|U|}^2 - C_{|X_i|}^2|}{C_{|U|}^2}$ – ймовірність пар елементів, які є відмінними один від одного

серед усієї множини елементів U .

Груба ентропія (*rough entropy*) сімейства F може бути виражена наступним чином [275, 332, 334]:

$$E_r(F) = -\sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \log_2 \frac{1}{|X_i|}. \quad (5.13)$$

Існує зв'язок між мірами (2.87) та (2.90) [334]:

$$E_r(F) + H(F) = \log_2 |U|. \quad (5.14)$$

Груба ентропія (*rough entropy*) множини X ($X \subseteq U$) може бути виражена як [187]:

$$E_F(X) = \rho_R(X) E_r(R) = -\rho_R(X) \left(\sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \log_2 \frac{1}{|X_i|} \right). \quad (5.15)$$

В [398] запропоновані дві кількісні оцінки ентропії $H_R^L(X)$ та $H_R^E(X)$.

Міра нестачі знань $H_R^L(X)$ виражена на основі логарифмічних функцій:

$$H_R^L(X) = -\frac{1}{2} \left[\rho_R(X) \log_{\beta} \left(\frac{\rho_R(X)}{\beta} \right) + \rho_R(X^C) \log_{\beta} \left(\frac{\rho_R(X^C)}{\beta} \right) \right], \quad (5.16)$$

де β – основа логарифму; $X^C \subseteq U$ – доповнення множини X до множини U ($X \cup X^C = U$).

Тоді оцінка грубості доповнення X^C прийме вид:

$$\rho_R(X^C) = 1 - \frac{|RX^C|}{|\overline{RX^C}|} = 1 - \frac{n - |\overline{RX}|}{n - |\underline{RX}|}, \quad n = |U|. \quad (5.17)$$

Міра нестачі знань $H_R^E(X)$ виражена на основі експоненційних функцій:

$$H_R^E(X) = \frac{1}{2} \left[\rho_R(X) \beta^{(1-\rho_R(X))} + \rho_R(X^C) \beta^{(1-\rho_R(X^C))} \right], \quad (5.18)$$

де β – основа експоненційної функції [368, 369].

В [474] запропонована міра гранулювання отриманих класифікацій:

$$G(F) = \sum_{i=1}^n \frac{|X_i|}{|U|} \log |X_i|. \quad (5.19)$$

Найгрубіша класифікація $X = \{U\}$ має максимальне значення міри $G(F)_{\max} = \log_2 |U|$, найліпша класифікація $\{\{x\} \mid x \in U\}$ має мінімальне значення міри $G(F)_{\min} = 0$.

Припустимо, задана ІС $I = (U, A, V, f)$, де $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$ – не порожня скінчена множина елементів (універсум); $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів; $V = \bigcup_{a_l \in A} V_{a_l}$, V_{a_l} – множина значень атрибуту a_l (область атрибуту a_l); $f: U \times A \rightarrow V$ – інформаційна функція, така, що $\forall a_l \in A, u \in U, f(u, a_l) \in V_{a_l}$.

В [469] введено поняття «гранула знань». Припустимо $[u_i]_B = \{u_j \mid (u_i, u_j) \in R_B\}$, тоді $U / R_B = \{[u_i]_B \mid u_i \in U\}$ являє собою гранули знань універсуму відносно підмножини атрибутів B , $B \subseteq A$. Векторне подання гранули знань може бути виражено як $K_B = ([u_1]_B, [u_2]_B, \dots, [u_n]_B)$.

Кластер гранул є сукупністю всіх гранул знань ІС $I = (U, A, V, f)$ і може бути представлений наступним чином [469]:

$$GS = \{K_B \mid B_i \in 2^A, i = \overline{1, |2^A|}\}. \quad (5.20)$$

Відстань $d(K_B, K_C)$ між двома гранулами K_B та K_C може бути оцінена на основі однієї з метрик [196, 214, 235, 250 та ін.], наприклад:

– відстань Хеммінга [250]:

$$d_H(K_B, K_C) = \frac{1}{|U|} \sum_{u_i \in U} |h_B^i(u_i) - h_C^i(u_i)|, \quad (5.21)$$

де $h_Y^i(u_i) = \frac{|[u_i]_Y|}{|U|}$, $0 \leq h_Y^i(u_i) \leq 1$.

– Евклідова відстань [214, 235]:

$$d_E(K_B, K_C) = \frac{1}{\sqrt{|U|}} \sqrt{\sum_{u_i \in U} |h_B^i(u_i) - h_C^i(u_i)|^2}. \quad (5.22)$$

Міра гранулювання знань (*knowledge granularity*) K_B може бути представлена наступним чином [469]:

$$GK(K_B) = \frac{1}{|U|^2} \sum_{u_i \in U} |[u_i]_B|. \quad (5.23)$$

Міра (5.23) пов'язана із мірою (5.11) наступним чином [334]:

$$GK(K_B) + E(K_B) = 1. \quad (5.24)$$

Міра комбінованого гранулювання (*combination granularity*) може бути представлена наступним чином [386]:

$$CG(K_B) = \sum_{u_i \in U} \frac{|[u_i]_B|}{|U|} \frac{C_{|[u_i]_B|}^2}{C_{|U|}^2}. \quad (5.25)$$

Міра (5.25) пов'язана із мірою (5.12) наступним чином [334]:

$$CE(K_B) + CG(K_B) = 1. \quad (5.26)$$

В [469] введена оцінка грубої ентропії (*rough entropy*) K_B , яка може бути виражена як

$$E_K^r = - \sum_{u_i \in U} \frac{1}{|U|} \log_2 \frac{1}{|[u_i]_B|}. \quad (5.27)$$

5.3 Розробка математичних моделей синтезу групових рішень аналізу та структуризації даних існуючої системи знань

Припустимо задана СЗн, що характеризує певну предметну область, представлена ІС виду $S = (U, A, V, f)$, де $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$ – не порожня скінчена множина елементів (універсум); $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів; $V = \bigcup_{a_l \in A} V_{a_l}$, V_{a_l} – множина значень атрибуту

a_l (область атрибуту a_l); $f^U \times A \rightarrow V$ – інформаційна функція, така, що $\forall a_l \in A, u \in U, f(u, a_l) \in V_{a_l}$. При цьому на множині A можуть бути виділені підмножини D і C , такі, що $C, D \subset A$, де підмножина C ($|C| > 1, C = A \setminus \{a_q\}$) являє собою множину атрибутів-умов (множина класифікаційних ознак), а D ($|D| = 1 (D = \{a_q\})$) являє собою одноелементну підмножину, значення якої характеризують можливі класи (a_q являє собою множину номерів / імен / міток заданих класів) до яких можуть бути віднесені елементи вихідного універсуму. Релевантні вихідні дані ІС можуть бути отримані різними шляхами, тобто як на основі об'єктивної, так і суб'єктивної вихідної інформації.

В процесі аналізу і структуризації даних ІС в умовах групової експертизи виникає задача агрегування відповідних значень релевантних атрибутів (суб'єктивних оцінок групи експертів відносно значень релевантних атрибутів) і синтезу групової оцінки відносно значень релевантних атрибутів елементу $u_j \in U$.

В процесі аналізу і структуризації даних ТР в умовах групової експертизи можна виділити наступні задачі:

1. задача агрегування відповідних значень релевантних атрибутів-умов (суб'єктивних ЕО відносно значень $a_l(u_j)$) і синтезу групової оцінки відносно значень $a_l^{gr}(u_j), u_j \in U$.

2. задача агрегування відповідних значень релевантних атрибутів-рішень (суб'єктивних ЕО відносно значень $a_q(u_j), a_q \in D$, сформованих виходячи з заданого набору $a_l(u_j), a_l \in C$) і синтезу групової оцінки відносно значень $a_q^{gr}(u_j), u_j \in U$.

3. задача синтезу групового рішення відносно приналежності елемента $u_j \in U$ заданому класу: $u_j \rightarrow k_p, k_p \in a_q$, за умови, що відповідні значення $a_l(u_j), (a_l \in C, u_j \in U)$ також формується на основі групової експертизи.

Задача агрегування групових ЕО релевантних атрибутів елемента $u_j \in U$ в ІС (суб'єктивних оцінок групи експертів відносно значень релевантних атрибутів) і задача агрегування групових ЕО релевантних атрибутів-умов елемента $u_j \in U$ в ТР (суб'єктивних оцінок групи експертів відносно значень релевантних атрибутів-умов) є однотипними.

1. Побудова математичної моделі синтезу групових рішень відносно значень релевантних атрибутів-рішень.

Розглянемо задачу агрегування групових ЕО релевантних атрибутів-рішень. Будемо вважати, що значення елементів підмножини S формуються на основі даних, отриманих шляхом об'єктивних досліджень, в основу яких покладено процедури незалежних вимірювань, розрахунків і т.п. (об'єктивні дані), а значення атрибуту a_q формуються на основі суб'єктивних даних, тобто даних, отриманих шляхом експертного опитування.

Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, виходячи із даних заданої ТР – на основі значень сформованого набору ознак S , сформувала профілі ЕП $P = \langle V \rangle$, де $V = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Сформований експертом E_i профіль B_i відображає його пріоритети відносно приналежності елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) заданому класу $k_p \in a_q$ ($p = \overline{1, r}$, $r < z$). Таким чином $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$, де b_j^i містить номер / ім'я / мітку деякого класу $k_p \in a_q$, до якого було віднесено об'єкт $u_j \in U$ експертом E_i .

Задача полягає у синтезі групового профілю $V^{gr} = \{b_j^{gr} \mid j = \overline{1, z}\}$, кожен елемент якого b_j^{gr} відображає групове рішення і містить номер / ім'я / мітку деякого класу $k_p \in a_q$, до якого було віднесено об'єкт $u_j \in U$ і формується на основі агрегування оцінок $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$, $\forall i = \overline{1, n}$, рис. 5.1.

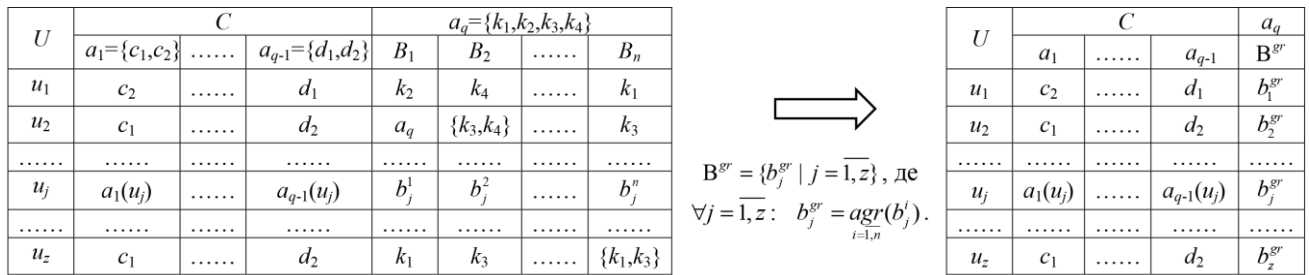


Рисунок 5.1 – Процедура синтезу групового профілю B^{gr}

На основі отриманих значень групового профілю B^{gr} для кожного об’єкта $u_j \in U$ що розглядається, буде встановлено клас, до якого він належить: $\forall u_j \in U, j = \overline{1, z}: (u_j, b_j^{gr})$. Пара (u_j, k_p) встановлює приналежність об’єкта u_j до деякого класу $k_p \in a_q$, мітка якого збережена в b_j^{gr} .

Узагальнену схему синтезу групового профілю $B^{gr} = \{b_j^{gr} \mid j = \overline{1, z}\}$ можна представити в наступному вигляду:

$$B = \begin{pmatrix} B_1 \\ \dots \\ B_i \\ \dots \\ B_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1^1 & b_2^1 & \dots & b_j^1 & \dots & b_z^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_1^i & b_2^i & \dots & b_j^i & \dots & b_z^i \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_1^n & b_2^n & \dots & b_j^n & \dots & b_z^n \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} b_1^{gr} \\ \dots \\ b_j^{gr} \\ \dots \\ b_z^{gr} \end{pmatrix}^{-1} = B^{gr} \quad (5.28)$$

де кожен елемент матриці b_j^i – містить номер / ім’я / мітку деякого класу $k_p \in a_q$, до якого було віднесено j -ий об’єкт i -им експертом ($i = \overline{1, n}; j = \overline{1, z}$); B_i – профіль оцінок i -го експерта; B^{gr} – узагальнена ЕО значень атрибутів-рішень; $[\pi]$ – деякий оператор обробки групових ЕО (методи, правила, алгоритми).

Для синтезу групових ЕО при моделюванні залежностей «елемент універсуму – визначений клас» була використана математична нотація ТДШ та ТДС. При моделюванні залежності «елемент U – клас TR » було розглянуто ситуації:

1. $\forall u_j \in U$ елемент u_j може належати тільки одному класу: $u_j \rightarrow k_p$;

2. $\exists u_j \in U$, які в рівному ступеню можуть належати декільком класам (на думку експерта): $u_j \rightarrow \{k_p, \dots, k_s\}$, $p \neq s$, $p, s = \overline{1, r^*}$, $r^* < r$, $\forall p, s = \overline{1, r^*} : \{k_p \sim k_s\}$; за результатами моделювання $u_j \in U$ може належати тільки одному класу.

3. $\exists u_j \in U$, для яких E_i не може встановити приналежність до жодного з заданих класів: $u_j \rightarrow a_q$, $\forall p, s = \overline{1, r} : \{k_p \sim k_s\}$; за результатами $u_j \in U$ може належати тільки одному класу.

Обмеження, що накладаються і умови проведення процедури експертного опитування можуть привести до наступних ситуацій:

1. Використання тільки існуючих даних та знань ТР в процесі агрегування суджень експертів.

Розглянемо множину a_q з точки зору філософії ТДШ. Припустимо a_q є основою аналізу, тоді в результаті експертного опитування, буде сформована система підмножин $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$, де b_j^i відображає судження E_i стосовно приналежності $u_j \in U$ до деякого класу $k_p \in a_q$, або декільком класам (якщо експерт визначає підгрупу класів, до одного з яких може бути віднесено об'єкт $u_j \in U$; всередині зазначеної групи класи є рівнозначними). Таким чином, виходячи із нотації ТДШ, b_j^i повинен підкорятись системі правил (1.2).

Агрегування суджень експертів здійснюється за наступною запропонованою процедурою:

1.1. Структуризація задачі. Для кожного $u_j \in U$ виділимо сукупність суджень експертів $B_j^* = \{b_j^i\}$, $i = \overline{1, n}$, на основі цих значень сформуємо підмножину унікальних елементів цієї сукупності $B_j^{**} = \{b_t^*\}$, $t \leq n$.

1.2. Визначимо вектор $R_j^* = \{r_t^*\}$, де для $\forall t = \overline{1, |B_j^{**}|} : r_t^* = \text{count}(B_j^*(b_t^*))$ відповідає кількості компонент сукупності B_j^* рівних значенню $b_t^* \in B_j^{**}$.

1.3. Розрахуємо основні маси ймовірності для кожної множини B_j^{**} , виходячи з виразу:

$$m\{b_t^*\} = r_t^* / |B_j^*|. \quad (5.29)$$

Таким чином, для кожної підмножини B_j^{**} , буде побудовано вектор $m_j^{**} = \{m_t^* \mid t = \overline{1, |B_j^{**}|}\}$, елементи якого задовольняють (1.3).

1.4. Розрахунок верхньої і нижньої межі ймовірності для кожного $k_p \in a_q$ у відповідності до (1.4) і (1.5). Формування інтервалів $[Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$ для підмножин $k_p \in a_q$.

1.5. Вибір оптимального рішення $b_{opt}^* \in a_q$ здійснюється шляхом порівняння інтервалів $[Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$, $\forall p = \overline{1, |a_q|}$, утворених функціями довіри і правдоподібності. Максимальний інтервал (такий інтервал, у якого нижнє значення і верхнє значення меж інтервалу є найбільшими серед аналогічних значень всіх інших інтервалів) відповідає оптимальному рішенню: $b_{opt}^* = k_p : \max_p [Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$, $\forall p = \overline{1, r}$, $b_j^{gr} = b_{opt}^*$. При порівнянні всіх вкладених інтервалів може бути здійснено перехід від інтервальних значень до точкових. Таким чином $b_j^{gr} = b_{opt}^*$, за умови, що $b_{opt}^* \in a_q$.

Продемонструємо запропоновану схему на тривіальному прикладі (використана нотація ТДШ).

Приклад 5.1. Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, 5}\}$ на основі значень сформованого набору ознак S , оцінювала приналежність елементів універсума $u_j \in U$ ($j = \overline{1, 3}$) заданому набору класів $a_q = \{k_p \mid p = \overline{1, 3}\}$. В таблиці 5.1. наведені результати експертного опитування.

Таблиця 5.1 – Профілі ЕП (приклад 5.1)

	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5
u_1	$\{k_2\}$	$\{k_2, k_3\}$	$\{k_2\}$	$\{k_1, k_3\}$	$\{k_3\}$
u_2	$\{k_1\}$	$\{k_2\}$	$\{k_1\}$	$\{k_1\}$	$\{k_1, k_2\}$
u_3	$\{k_2\}$	$\{k_1\}$	$\{k_1, k_2\}$	$\{k_3\}$	$\{k_2\}$

Таблиця 5.1 відображає лише суб'єктивні судження 5 експертів відносно приналежності елементів заданого універсуму до визначеного набору класів (тут значення класифікаційних атрибутів елементів універсуму навмисне опущені, оскільки не мають жодного значення для задачі, що розглядається).

Розглянемо реалізацію запропонованого вище алгоритму для синтезу групового рішення стосовно приналежності елемента $u_1 \in U$ до певного класу $k_p \in a_q$. Аналізуючи дані таблиці 5.1 можна бачити, що для $u_1 \in U$ на основі $a_q = \{k_p \mid p = \overline{1,3}\}$ групою експертів була сформована сукупність $B_1^* = \{\{k_2\}, \{k_2, k_3\}, \{k_2\}, \{k_1, k_3\}, \{k_3\}\}$, на основі якої сформуємо множину $B_j^{**} = \{\{k_2\}, \{k_3\}, \{k_1, k_3\}, \{k_2, k_3\}\}$.

Визначимо вектор $R_j^* = \{2, 1, 1, 1\}$.

Розрахуємо основну масу ймовірності для кожного елемента множини B_j^{**} відповідно до (5.29):

$$m\{k_2\} = 2/5; \quad m\{k_3\} = 1/5; \quad m\{k_1, k_3\} = 1/5; \quad m\{k_2, k_3\} = 1/5.$$

Розрахуємо значення функцій (1.4) і (1.5) для кожного елемента множини a_q :

$$k_1 : \begin{cases} Bel(\{k_1\}) = m(\{k_2\}) = 0; \\ Pl(\{k_1\}) = 0.2; \end{cases} \quad k_2 : \begin{cases} Bel(\{k_2\}) = m(\{k_2\}) = 0.4; \\ Pl(\{k_2\}) = 0.6; \end{cases}$$

$$k_3 : \begin{cases} Bel(\{k_3\}) = m(\{k_3\}) = 0.2; \\ Pl(\{k_3\}) = 0.6. \end{cases}$$

З наведених вище розрахунків видно, що оптимальним є вибір $b_{opt}^* = \{k_2\}$.

Таким чином, маємо $u_1 \rightarrow k_2$, та $b_1^{gr} = \{k_2\}$ відповідно.

2. Залучення додаткової інформації (суб'єктивних оцінок) в процесі агрегування суджень експертів.

Ситуація 2.а. Експерт E_i може віднести об'єкт $u_j \in U$ тільки до одного класу $k_p \in a_q$, або до однієї підгрупи класів (в рамках виділеної підгрупи класи

вважаються рівнозначними, об'єкт $u_j \in U$ може бути віднесено тільки до одного з них).

Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, виходячи з даних заданої ТР – на основі значень сформованого набору ознак C , сформувала профілі ЕП $P = \langle B, O \rangle$, сукупність профілів ЕП утворює кортеж, що складається з двох компонент:

1. компонента $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$, кожен елемент якої $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$ відображає пріоритети, висловлені експертом E_i стосовно приналежності елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) до певного класу $k_p \in a_q$, або до декількох класів (якщо експерт визначає підгрупу класів, до одного з яких може бути віднесено об'єкт $u_j \in U$):

$$\forall u_j \in U \text{ експерт } E_i : \begin{cases} u_j \rightarrow k_p \in a_q; \\ u_j \rightarrow \{k_p, \dots, k_s\} \subseteq a_q. \end{cases} \quad (5.30)$$

2. компонента $O = \{O_i \mid i = \overline{1, n}\}$, кожен елемент якої $O_i = \{o_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$ відображає оцінку впевненості експерта E_i в тому, що елемент $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) належить до деякого класу $k_p \in a_q$, або до підгрупи класів.

Таким чином, виходячи із нотації ТДШ, b_j^i повинен підпорядковуватися системі правил (1.2); в свою чергу o_j^i являє собою можливість (суб'єктивну оцінку / впевненість експерта) того, що елемент $u_j \in U$ відноситься до деякого класу $k_p \in a_q$, або до групи класів. Оцінка o_j^i може бути виражена в рамках деякої заданої шкали, використовуючи діапазон чисел від 0 до деякого заданого N ($N > 0$). Якщо $N \neq 1$, то отримане значення o_j^i повинно бути приведено до одиничного інтервалу, тобто $o_j^i \in [0; 1]$.

Агрегування суджень експертів виконується відповідно до запропонованої процедури:

2.1. Структуризація задачі. Для кожного $u_j \in U$ виділимо сукупність суджень експертів $B_j^* = \{b_j^i\}$, $i = \overline{1, n}$, і сукупність оцінок $O_j^* = \{o_j^i\}$, $i = \overline{1, n}$; на основі отриманих значень сформуємо підмножину унікальних елементів $B_j^{**} = \{b_t^*\}$, $t \leq n$ сукупності $B_j^* = \{b_j^i\}$.

2.2. У відповідності до нотації ТДШ введемо множину – основу аналізу $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$, де ω_1 – для кожного E_i відповідає значенню $b_j^i \in B_j^*$; $\omega_2 = a_q$ – відображає повне незнання експерта стосовно його вибору. Якщо $m(\omega_1)$ ймовірність того, що елемент $u_j \in U$ дійсно належить вказаному класу, $m(\omega_1) = o_j^i$, за умови, що $o_j^i \in [0; 1]$, $o_j^i \in O_j^*$; то ймовірність того, що елемент належить деякому іншому класу може бути виражена як $m(\omega_2) = 1 - m(\omega_1)$.

Таким чином, для кожного B_j^* буде отримана множина $M_j^* = \{m_j^i \mid i = \overline{1, n}\}$, де $m_j^i = \{m(\omega_1), m(\omega_2)\}$ – вектор основних мас ймовірності правильної і неправильної (з точки зору експерта E_i) класифікації елемента $u_j \in U$, елементи m_j^i задовольняють (1.3).

2.3. Визначення порядку агрегування (комбінування) ЕС. Для комбінування обирається пара ЕС $b_j^i, b_j^h \in B_j^*$, таких, що при $i \neq h$: $\min d_j(m_j^i, m_j^h) \in [0; 1]$ у відповідності до однієї з метрик [176, 196, 214, 283, 285, 440 та ін].

2.4. Агрегування ЕО здійснюється шляхом комбінування отриманих основних мас ймовірності $M_j^* = \{m_j^i \mid i = \overline{1, n}\}$ та $B_j^* = \{b_j^i\}$, за всіма експертами E_i , ($i = \overline{1, n}$), для кожного $u_j \in U$ окремо. Вибір правила комбінування ЕС здійснюється на основі алгоритму, запропонованого в п.4.4 Розділу 4. Результатом комбінування є вектор $B_j^{comb} = \{b_j^i \mid i = \overline{1, v}\}$, $v = 2^{|B_j^{**}|}$ і вектор $M_j^{comb} = \{m_j^i \mid i = \overline{1, v}\}$, відповідно.

2.5. Розрахунок верхньої і нижньої межі ймовірності для кожного $k_p \in a_q$ у відповідності до (1.4) і (1.5) на основі отриманих B_j^{comb} і M_j^{comb} . Формування інтервалів $[Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$ для підмножин $k_p \in a_q$.

2.6. Вибір оптимального $b_{opt}^* \in a_q$ здійснюється шляхом порівняння інтервалів $[Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$, $\forall p = \overline{1, |a_q|}$, утворених функціями довіри і правдоподібності. Максимальний інтервал відповідає оптимальному рішенню. Таким чином $b_j^{gr} = b_{opt}^*$, за умови, що $b_{opt}^* \in a_q$.

Приклад 5.2. Припустимо, група експертів $E = \{E_i | i = \overline{1,5}\}$ на основі значень сформованого набору ознак S , оцінювала приналежність елементів універсума $u_j \in U$ ($j = \overline{1,3}$) заданому набору класів $a_q = \{k_p | p = \overline{1,3}\}$ і сформувала сукупність оцінок, що відображають ступінь упевненості E_i у своєму виборі. В таблиці 5.2. наведені результати експертного оцінювання.

Таблиця 5.2 – Профілі ЕП (приклад 5.2)

	E_1		E_2		E_3		E_4		E_5	
	B_1	O_1	B_2	O_2	B_3	O_3	B_4	O_4	B_5	O_5
u_1	$\{k_2\}$	6	$\{k_2, k_3\}$	8	$\{k_2\}$	9	$\{k_1, k_3\}$	7	$\{k_3\}$	7
u_2	$\{k_1\}$	7	$\{k_2\}$	9	$\{k_1\}$	7	$\{k_1\}$	7	$\{k_1, k_2\}$	8
u_3	$\{k_2\}$	8	$\{k_1\}$	6	$\{k_1, k_2\}$	8	$\{k_3\}$	8	$\{k_2\}$	9

Таблиця 5.2 відображає лише суб'єктивні судження 5 експертів стосовно приналежності елементів заданого універсуму до визначеного набору класів.

Розглянемо реалізацію запропонованого підходу для синтезу групового рішення відносно приналежності елемента $u_1 \in U$ до деякого класу $k_l \in a_q$. Аналізуючи дані таблиці 5.2 можна бачити, що для $u_1 \in U$ на основі $a_q = \{k_p | p = \overline{1,3}\}$ експертами була сформована сукупність $B_1^* = \{\{k_2\}, \{k_2, k_3\}, \{k_2\}, \{k_1, k_3\}, \{k_3\}\}$, на основі значень якої сформуємо множину $B_j^{**} = \{\{k_2\}, \{k_3\}, \{k_1, k_3\}, \{k_2, k_3\}\}$, і сукупність $O_1^* = \{6, 8, 9, 7, 7\}$,

елементи якої визначались за 10-ти бальною шкалою (0 – відповідає найнижчому ступеню упевненості; 10 – абсолютному ступеню упевненості).

Визначені основні маси ймовірності виділених фокальних елементів наведені в таблиці табл. 5.3.

Таблиця 5.3 – Основні маси ймовірності виділених фокальних елементів (приклад 5.2)

	E_1		E_2		E_3		E_4		E_5	
	$m(\omega_1)$	$m(\omega_2)$	$m(\omega_1)$	$m(\omega_2)$	$m(\omega_1)$	$m(\omega_2)$	$m(\omega_1)$	$m(\omega_2)$	$m(\omega_1)$	$m(\omega_2)$
u_1	0.6	0.4	0.8	0.2	0.9	0.1	0.7	0.3	0.7	0.3
u_2	0.7	0.3	0.9	0.1	0.7	0.3	0.7	0.3	0.8	0.2
u_3	0.8	0.2	0.6	0.4	0.8	0.2	0.8	0.2	0.9	0.1

Розрахуємо комбіновані значення основної маси ймовірності виділених підмножин:

$$m\{k_2\} = 0.44; \quad m\{k_3\} = 0.47; \quad m\{k_1, k_3\} = 0.0863;$$

$$m\{k_2, k_3\} = 0.003; \quad m\{k_1, k_2, k_3\} = 0.0007.$$

Розрахуємо значення функцій (1.4) та (1.5) для кожного елемента множини a_q :

$$k_1: \begin{cases} Bel(\{k_1\}) = 0; \\ Pl(\{k_1\}) = 0.087; \end{cases} \quad k_2: \begin{cases} Bel(\{k_2\}) = 0.44; \\ Pl(\{k_2\}) = 0.444; \end{cases}$$

$$k_3: \begin{cases} Bel(\{k_3\}) = 0.47; \\ Pl(\{k_3\}) = 0.56. \end{cases}$$

З наведених вище розрахунків видно, що оптимумом є вибір $b_{opt}^* = \{k_3\}$.

Таким чином, маємо $u_1 \rightarrow k_3$, та $b_1^{gr} = \{k_3\}$ відповідно.

Ситуація 2.6. Експерт E_i може віднести об'єкт $u_j \in U$ до декількох класів $k_p \in a_q$, або до підгруп класів з різним ступенем упевненості у своєму виборі (в рамках виділеної підгрупи класи вважаються рівнозначними, об'єкт $u_j \in U$ може бути віднесено тільки до одного класу або групи класів).

Припустимо, група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, аналізуючи дані заданої ТР – на основі значень сформованого набору ознак C , сформувала профілі ЕП $P = \langle V, O \rangle$, сукупність профілів ЕП утворюють кортеж, що складається з двох компонент. Перша компонента кортежу являє собою сукупність $V = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$, кожен елемент якої $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$ відображає пріоритети, висловлені експертом E_i стосовно приналежності елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) до деякого класу $k_p \in a_q$, або до декількох класів, при цьому $b_j^i = \{Y_k \mid k = \overline{1, d}\}$, $d \leq 2^{|a_q|}$ являє собою більш ніж одне значення (декілька бажаних класів, або груп класів). Друга компонента кортежу являє собою сукупність $O = \{O_i \mid i = \overline{1, n}\}$, кожен елемент якої $O_i = \{o_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$ відображає оцінку упевненості експерта E_i в тому, що $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) належить до певного класу $k_p \in a_q$, або до підгрупи класів, при цьому $o_j^i = \{Z_k \mid k = \overline{1, d}\}$, $d \leq 2^{|a_q|}$, $\forall i, j: |o_j^i| = |b_j^i|$, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, z}$.

Таким чином, виходячи з нотації ТДШ, кожен елемент $Y_k \subseteq b_j^i$ повинен підпорядковуватися системі правил (1.2); в свою чергу кожен елемент $Z_k \in o_j^i$ являє собою можливість (суб'єктивну оцінку / упевненість експерта) того, що елемент $u_j \in U$ належить до певного класу $k_p \in a_q$, або до групи класів. Оцінка $Z_k \in o_j^i$ може бути виражена в рамках певної заданої шкали, використовуючи діапазон чисел від 0 до певного заданого N ($N > 0$).

Агрегування суджень експертів виконується у відповідності до запропонованої процедури:

2.1. Структуризація задачі. Для кожного $u_j \in U$ виділимо сукупність тверджень експертів $B_j^* = \{b_j^i\}$, $i = \overline{1, n}$, і сукупність оцінок $O_j^* = \{o_j^i\}$, $i = \overline{1, n}$.

2.2 Визначення основних мас ймовірності, що відповідають виділеним підмножинам $Y_k \subseteq b_j^i$, $\forall b_j^i \in B_j^*$.

Для кожної сформованої системи підмножин $b_j^i = \{Y_k | k = \overline{1, d}\}$ буде отримано вектор $m_j^i = \{m_k | k = \overline{1, d+1}\}$, елементи якого відповідають (1.3) і визначаються за формулами (3.51).

Для випадку, коли експертам додатково призначено вектор вагових коефіцієнтів (коефіцієнтів компетентності) $\forall E_i : (E_i, \omega_i), i = \overline{1, n}$:

$$m_k(Y_k) = \frac{Z_k \cdot \omega_i}{\sum_{k=1}^d Z_k \cdot \omega_i + \sqrt{d}}, \quad m_{d+1}(a_q) = \frac{\sqrt{d}}{\sum_{k=1}^d Z_k \cdot \omega_i + \sqrt{d}}, \quad (5.31)$$

где ω_i – ваговий коефіцієнт (коефіцієнт компетентності) експерта E_i ; d – загальна кількість виділених підмножин (груп елементів) експертом E_i для аналізованого об'єкта $u_j \in U$, $d = |b_j^i|$; x_k – ступінь пріоритету $Y_k \subseteq b_j^i$, $b_j^i \in B_j^*$ ($Y_k \succ a_q$), визначена експертом E_i для об'єкта $u_j \in U$, $Z_k \in o_j^i$, $o_j^i \in O_j^*$; $m_k(Y_k)$ – основна маса ймовірності, призначена множині $Y_k \subseteq b_j^i$, $\forall b_j^i \in B_j^*$; $m_{d+1}(a_q)$ – основна маса ймовірності, призначена множині a_q .

Значення, що відповідає $m_{d+1}(a_q)$, відображає ступінь повного незнання E_i стосовно приналежності об'єкта $u_j \in U$ до будь-якого класу $k_p \in a_q$.

2.3. Визначення порядку агрегування (комбінування) ЕС. Для комбінування обирається пара ЕС $b_j^i, b_j^h \in B_j^*$, таких, що при $i \neq h$: $\min d_j(m_j^i, m_j^h) \in [0; 1]$ у відповідності до однієї з метрик [176, 196, 214, 283, 285, 440 та ін.].

2.4. Агрегування ЕО здійснюється шляхом комбінування отриманих основних мас ймовірності $M_j^* = \{m_j^i | i = \overline{1, n}\}$ та $B_j^* = \{b_j^i\}$, за всіма експертами E_i , ($i = \overline{1, n}$), для кожного $u_j \in U$ окремо. Вибір правила комбінування експертних свідочств здійснюється на основні алгоритму, запропонованого п.4.4

Розділу 4. Результатом комбінування є вектор $B_j^{comb} = \{Y_k^{comb} | k = \overline{1, v}\}$, $v \leq 2^{|a_q|}$ і вектор $M_j^{comb} = \{m(Y_k^{comb}) | k = \overline{1, v}\}$, відповідно.

2.5. Розрахунок верхньої та нижньої межі ймовірності для кожного $k_p \in a_q$ у відповідності до (1.4) і (1.5) на основі отриманих даних B_j^{comb} та M_j^{comb} . Формування інтервалів $[Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$ для підмножин $k_p \in a_q$.

2.6. Вибір оптимального $b_{opt}^* \in a_q$ здійснюється шляхом порівняння інтервалів $[Bel(\{k_p\}), Pl(\{k_p\})]$, $\forall p = \overline{1, |a_q|}$, утворених функціями довіри і правдоподібності. Максимальний інтервал відповідає оптимальному рішенню, таким чином $b_j^{gr} = b_{opt}^*$, за умови, що $b_{opt}^* \in a_q$.

Приклад 5.3. Припустимо, група експертів $E = \{E_i | i = \overline{1, 5}\}$ на основі значень сформованого набору ознак S , оцінювала приналежність елементів універсуму $u_j \in U$ ($j = \overline{1, 3}$) заданому набору класів $a_q = \{k_p | p = \overline{1, 3}\}$ і сформувала сукупність оцінок, що відображають ступінь впевненості E_i у своєму виборі. В таблиці 5.4. наведені результати експертного опитування.

Таблиця 5.4 відображає лише суб'єктивні судження 5 експертів стосовно приналежності елементів заданого універсуму до певного набору класів.

Таблиця 5.4 – Профілі ЕП (приклад 5.3)

	E_1		E_2		E_3		E_4		E_5	
	$Y_{k \subseteq b_j^1}$	$Z_{k \subseteq o_j^1}$	$Y_{k \subseteq b_j^2}$	$Z_{k \subseteq o_j^2}$	$Y_{k \subseteq b_j^3}$	$Z_{k \subseteq o_j^3}$	$Y_{k \subseteq b_j^4}$	$Z_{k \subseteq o_j^4}$	$Y_{k \subseteq b_j^5}$	$Z_{k \subseteq o_j^5}$
u_1	$\{k_2\}$	6	$\{k_2, k_3\}$	8	$\{k_2\}$	9	$\{k_1, k_3\}$	7	$\{k_3\}$	7
	$\{k_1\}$	7	$\{k_1\}$	5	–	–	$\{k_2\}$	5	$\{k_1\}$	9
	$\{k_3\}$	3	–	–	–	–	–	–	–	–
u_2	$\{k_1\}$	8	$\{k_2\}$	9	$\{k_1\}$	7	$\{k_1\}$	7	$\{k_1, k_2\}$	8
	$\{k_2, k_3\}$	5	–	–	$\{k_3\}$	4	$\{k_2\}$	9	–	–
u_3	$\{k_2\}$	8	$\{k_1\}$	6	$\{k_1, k_2\}$	8	$\{k_3\}$	8	$\{k_2\}$	9

Розглянемо реалізацію наведеного вище алгоритму для синтезу групового рішення стосовно приналежності елемента $u_1 \in U$ до певного класу $k_p \in a_q$.

Аналізуючи дані таблиці 5.4 можна бачити, що для $u_1 \in U$ на основі $a_q = \{k_p \mid p = \overline{1,3}\}$ експертами була сформована сукупність $B_1^* = \{b_1^i\}$ і сукупність оцінок $O_1^* = \{o_1^i\}$, $i = \overline{1,n}$, де

$$\begin{aligned} b_1^1 &= \{\{k_1\}, \{k_2\}, \{k_3\}\}; & o_1^1 &= \{7, 6, 3\}; \\ b_1^2 &= \{\{k_1\}, \{k_2, k_3\}\}; & o_1^2 &= \{5, 8\}; \\ b_1^3 &= \{\{k_2\}\}; & o_1^3 &= \{9\}; \\ b_1^4 &= \{\{k_2\}, \{k_1, k_3\}\}; & o_1^4 &= \{5, 7\}; \\ b_1^5 &= \{\{k_1\}, \{k_3\}\}; & o_1^5 &= \{9, 7\}. \end{aligned}$$

Основна маса ймовірності виділених фокальних елементів наведені в табл. 5.5.

Таблиця 5.5 – Основні маси ймовірності виділених фокальних елементів (приклад 5.3)

	E_1		E_2		E_3		E_4		E_5	
	$Y_k \subseteq b_j^1$	$m(Y_k)$	$Y_k \subseteq b_j^2$	$m(Y_k)$	$Y_k \subseteq b_j^3$	$m(Y_k)$	$Y_k \subseteq b_j^4$	$m(Y_k)$	$Y_k \subseteq b_j^5$	$m(Y_k)$
u_1	$\{k_2\}$	0.34	$\{k_2, k_3\}$	0.55	$\{k_2\}$	0.90	$\{k_1, k_3\}$	0.52	$\{k_3\}$	0.40
	$\{k_1\}$	0.39	$\{k_1\}$	0.35	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.10	$\{k_2\}$	0.37	$\{k_1\}$	0.52
	$\{k_3\}$	0.17	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.10	–	–	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.11	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.08
	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.10	–	–	–	–	–	–	–	–
u_2	$\{k_1\}$	0.55	$\{k_2\}$	0.9	$\{k_1\}$	0.56	$\{k_1\}$	0.40	$\{k_1, k_2\}$	0.89
	$\{k_2, k_3\}$	0.35	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.1	$\{k_3\}$	0.32	$\{k_2\}$	0.52	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.11
	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.10	–	–	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.12	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.08	–	–
u_3	$\{k_2\}$	0.89	$\{k_1\}$	0.86	$\{k_1, k_2\}$	0.89	$\{k_3\}$	0.89	$\{k_2\}$	0.90
	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.11	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.14	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.11	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.11	$\{k_1, k_2, k_3\}$	0.10

Розрахуємо комбіновані значення основної маси ймовірності виділених підмножин:

$$\begin{aligned} m\{k_1\} &= 0.331; & m\{k_2\} &= 0.438; & m\{k_3\} &= 0.217; \\ m\{k_1, k_3\} &= 0.013; & m\{k_2, k_3\} &= 0.0002; & m\{k_1, k_2, k_3\} &= 0.0008. \end{aligned}$$

Розрахуємо значення функцій (1.4) та (1.5) для кожного елемента множини a_q :

$$k_1: \begin{cases} Bel(\{k_1\}) = 0.331; \\ Pl(\{k_1\}) = 0.3448. \end{cases} \quad k_2: \begin{cases} Bel(\{k_2\}) = 0.438; \\ Pl(\{k_2\}) = 0.439. \end{cases}$$

$$k_3: \begin{cases} Bel(\{k_3\}) = 0.217; \\ Pl(\{k_3\}) = 0.231. \end{cases}$$

З наведених вище розрахунків видно, що оптимумом є вибір $b_{opt}^* = \{k_2\}$.

Таким чином, маємо $u_1 \rightarrow k_2$, та $b_1^{sr} = \{k_2\}$ відповідно.

2. Побудова математичної моделі синтезу групових рішень відносно значень релевантних атрибутів-умов.

Розглянемо задачу агрегування групування ЕО релевантних атрибутів (атрибутів-умов ТР).

Для ТР передбачається що множина примітивних атрибутів A являє собою об'єднання двох підмножин $A = \{a_l | l = \overline{1, q-1}\} \cup a_q$: підмножини незалежних атрибутів-умов $C = \{a_l | l = \overline{1, q-1}\}$ та одноелементної множини атрибутів-рішень $D = \{a_q\}$. Будемо вважати, що на множині C може бути виділено підмножину $C^* \subseteq C$, елементи якої формуються на основі суб'єктивних даних, тобто даних, отриманих шляхом експертного опитування. Введемо позначення $t = |C^*|$.

Для ІС передбачається, що множина примітивних атрибутів $A = \{a_l | l = \overline{1, q}\}$ являє собою множину незалежних елементів. Будемо вважати, що на множині A може бути виділено підмножину $A^* \subseteq A$, елементи якої формуються на основі суб'єктивних даних, тобто даних, отриманих шляхом експертного опитування. Введемо позначення $t = |A^*|$.

Припустимо група експертів $E = \{E_i | i = \overline{1, n}\}$, на основі аналізу предметної області сформувала профілі ЕП виду $P = \langle N \rangle$ або $P = \langle N, O \rangle$, де $N = \{H_i | i = \overline{1, n}\}$, $O = \{O_i | i = \overline{1, n}\}$. Кожен елемент першої компоненти сформованого експертом E_i профілю $H_i = \{H_j^i | j = \overline{1, z}\}$, $H_j^i = \{a_l^i(u_j) | l = \overline{1, t}\}$

відображає його переваги стосовно значень релевантних атрибутів-умов $a_l^i(u_j)$ елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$). Друга компонента $O = \{O_i \mid i = \overline{1, n}\}$ профілю експерта E_i , відображає оцінку впевненості експерта в правильності своїх суджень, $O_i = \{O_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$, $O_j^i = \{o_l^i(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$, де $o_l^i(u_j)$ – оцінка ступеню впевненості експерта E_i у встановленому значенні атрибуту a_l для елемента $u_j \in U$.

Задача полягає в синтезі групового профіля $H^{gr} = \{H_j^{gr} \mid j = \overline{1, z}\}$, кожен елемент якого $H_j^{gr} = \{a_l^{gr}(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$ відображає групове рішення і містить агреговані значення релевантних атрибутів-умов $a_l^{gr}(u_j)$ елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$), що формуються на основі індивідуальних експертних профілів $H_i = \{a_l^i(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$, $\forall i = \overline{1, n}$, рис. 5.2.

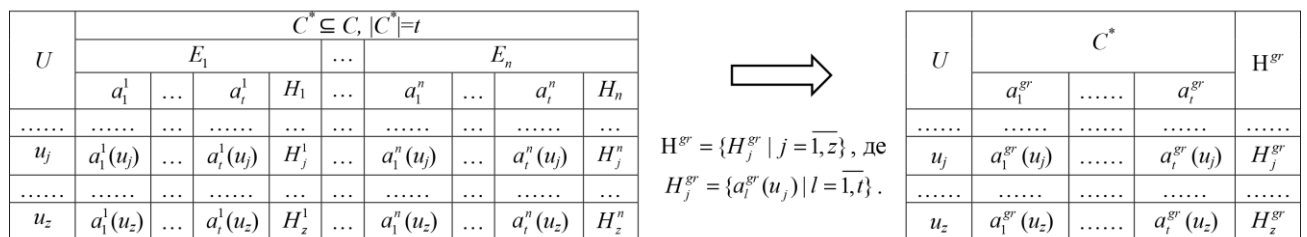


Рис. 5.2 Процедура синтезу групового профілю H^{gr}

На основі отриманих значень групового профіля H^{gr} проводиться подальший аналіз і структуризація даних ГР.

Синтез групового рішення виконується у відповідності до запропонованої процедури:

1. Структуризація задачі: $\forall u_j \in U$ сформуємо сукупність суджень $H_j^* = \{H_j^i \mid i = \overline{1, n}\}$.

2. Агрегування групових ЕО $H_j^i \in H_j^*$.

Узагальнену схему агрегування групових ЕО $H_j^i \in H_j^*$, $i = \overline{1, n}$ можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
H_j^* = \begin{pmatrix} H_j^1 \\ \dots \\ H_j^i \\ \dots \\ H_j^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1^1(u_j) & a_2^1(u_j) & \dots & a_l^1(u_j) & \dots & a_t^1(u_j) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_1^i(u_j) & a_2^i(u_j) & \dots & a_l^i(u_j) & \dots & a_t^i(u_j) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_1^n(u_j) & a_2^n(u_j) & \dots & a_l^n(u_j) & \dots & a_t^n(u_j) \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} a_1^{gr}(u_j) \\ \dots \\ a_l^{gr}(u_j) \\ \dots \\ a_t^{gr}(u_j) \end{pmatrix}^{-1} = H_j^{gr} \quad (5.32) \\
\forall l = \overline{1, t}: \underset{i}{agr}(a_l^i(u_j)) \rightarrow a_l^{gr}(u_j)
\end{aligned}$$

де кожен елемент матриці $a_l^i(u_j)$ – значення релевантного атрибуту-умови a_l сформоване i -им експертом стосовно j -го об'єкта ($i = \overline{1, n}$; $l = \overline{1, t}$); H_j^i – сукупність групових ЕО стосовно значень атрибутів-умов a_l за j -им об'єктом експертизи всіма експертами, $H_j^i \in H_j^*$, $i = \overline{1, n}$; H_j^{gr} – узагальнена ЕО значень атрибутів-умов a_l за j -им об'єктом експертизи; $[\pi]$ – деякий оператор обробки групових ЕО (методи, правила, алгоритми).

Агрегування групових ЕО здійснюється окремо для кожного атрибуту $a_l^i(u_j)$ за всіма експертами E_i , $i = \overline{1, n}$, тобто $\forall l = \overline{1, t}: \underset{i}{agr}(a_l^i(u_j)) \rightarrow H_j^{gr}$.

В аналогічний спосіб відбувається формування агрегованих значень атрибутів для кожного $u_j \in U$, $j = \overline{1, z}$.

В якості оператора обробки групових ЕО релевантних атрибутів-умов може бути використана одна із запропонованих вище схем.

3. Побудова математичної моделі синтезу групових рішень відносно приналежності $u_j \in U$ деякому $k_p \in a_q$, за умови, що відповідні значення $a_l(u_j)$, $l = \overline{1, t}$, формуються на основі групової ЕО.

Розглянемо задачу синтезу групового рішення стосовно приналежності елемента $u_j \in U$ заданому класу, за умови, що відповідні значення релевантних атрибутів-умов елемента $u_j \in U$ також формуються на основі групової експертизи.

У цьому випадку експертиза проводиться у два етапи:

Етап 1. Вирішення задачі агрегування групових ЕО атрибутів-умов.

На першому етапі групою експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, на основі аналізу предметної області формуються профілі ЕП виду $P = \langle H \rangle$ або $P = \langle H, O \rangle$, де $H = \{H_i \mid i = \overline{1, n}\}$, $O = \{O_i \mid i = \overline{1, n}\}$. В першому випадку сформований експертом E_i профіль $H_i = \{H_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$, $H_j^i = \{a_l^i(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$ відображає його переваги стосовно значень релевантних атрибутів-умов $a_l^i(u_j)$ елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$). В другому випадку сформований експертом E_i профіль містить додаткову компоненту $O = \{O_i \mid i = \overline{1, n}\}$, $O_i = \{O_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$, $O_j^i = \{o_l^i(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$, де $o_l^i(u_j)$ – оцінка ступеню впевненості експерта E_i в коректності встановленого значення атрибута a_l для елемента $u_j \in U$.

Синтез групового профілю $H^{gr} = \{H_j^{gr} \mid j = \overline{1, z}\}$, кожен елемент якого $H_j^{gr} = \{a_l^{gr}(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$ відображає групове рішення і містить агреговані значення релевантних атрибутів-умов $a_l^{gr}(u_j)$ елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$), отриманих на основі індивідуальних експертних профілів $H_i = \{a_l^i(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$, $\forall i = \overline{1, n}$, здійснюється за наведеною вище (задача агрегування групових ЕО релевантних атрибутів-умов) схемою.

Етап 2. Вирішення задачі агрегування групових ЕО атрибутів-рішень.

На другому етапі група експертів $E = \{E_i \mid i = \overline{1, n}\}$, на основі значень $\Gamma = \{\gamma_j \mid j = \overline{1, z}\}$, $\gamma_j = \{a_l(u_j) \mid l = \overline{1, |C|}\}$ заданого набору ознак (атрибутів) $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$, $C = \{a_l \mid l = \overline{1, q-1}\}$ формує профілі ЕП $P = \langle B \rangle$, де $B = \{B_i \mid i = \overline{1, n}\}$.

Будемо вважати, що кожна підмножина γ_j формується на основі:

1. Суб'єктивних вихідних даних, тобто в умовах групової експертизи суб'єктивні значення підмножини γ_j формуються виходячи з отриманих на

першому етапі значень релевантних атрибутів-умов $H^{gr} = \{H_j^{gr} \mid j = \overline{1, z}\}$, $H_j^{gr} = \{a_l^{gr}(u_j) \mid l = \overline{1, t}\}$, так, що $H_j^{gr} \subseteq \gamma_j$, $\forall j = \overline{1, z} : |H_j^{gr}| \leq |\gamma_j|$.

2. Об'єктивних даних. За умови, що $\forall j = \overline{1, z} : |H_j^{gr}| < |\gamma_j|$ елементи $\gamma_j = \{a_l(u_j)\}$, що відповідають умові $\forall j = \overline{1, z} : \gamma_j \setminus H_j^{gr}$, являють собою значення $a_l(u_j)$, які формуються на основі об'єктивної інформації.

Сформований експертом E_i профіль $B_i = \{b_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$ відображає його переваги стосовно приналежності елемента $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) заданому класу $k_p \in a_q$ ($p = \overline{1, r}$, $r < z$), а оцінка b_j^i містить номер / ім'я / мітку деякого класу $k_p \in a_q$, до якого було віднесено об'єкт $u_j \in U$ експертом E_i . Профіль ЕП може приймати форму $P = \langle B, O \rangle$. Друга компонента кортежу являє собою сукупність $O = \{O_i \mid i = \overline{1, n}\}$, кожний елемент якої $O_i = \{o_j^i \mid j = \overline{1, z}\}$ відображає оцінку впевненості експерта E_i в тому, що елемент $u_j \in U$ ($j = \overline{1, z}$) належить до певного класу $k_p \in a_q$, або до підгрупи класів, при цьому $o_j^i = \{Z_k \mid k = \overline{1, d}\}$, $d \leq 2^{|a_q|}$, $\forall i, j : |o_j^i| = |b_j^i|$, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, z}$.

Задача полягає у синтезі групового профілю $B^{gr} = \{b_j^{gr} \mid j = \overline{1, z}\}$, де b_j^{gr} відображає групове рішення відносно приналежності $u_j \in U$ до деякого $k_p \in a_q$, за наведеною вище схемою.

5.4 Синтез інформаційної технології структуризації неточних даних та експертних знань інформаційної системи

Розроблена ІТ призначена для розв'язання задачі аналізу і структуризації неточних (грубих, необроблених, невпорядкованих) даних та знань, і синтезу нових знань. Запропонована ІТ може бути використана і при розв'язанні задачі класифікації необроблених масивів даних в умовах наявності таких форм

незнання, як неточність, неузгодженість, неповнота вихідної інформації (даних, знань).

В основі ІТ лежать запропоновані в 5 Розділі математичні моделі аналізу і структуризації неточних (грубих, необроблених, невпорядкованих) даних та знань в умовах проведення групової експертизи.

Розглянемо основні положення ІТ аналізу і структуризації даних і знань ІС, сформованих в умовах неточності, неузгодженості, неповноти вихідної інформації.

Припустимо, задано БЗн $K = (U, R)$, де U – універсум елементів, R – відношення еквівалентності. Поставимо у відповідність заданій БЗн ІС $S = (U, A, V, f)$, де $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$ – не порожня скінчена множина елементів (універсум); $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів; $V = \bigcup_{a_l \in A} V_{a_l}$, V_{a_l} – множина значень атрибуту a_l (область атрибуту a_l); $f: U \times A \rightarrow V$ – інформаційна функція, така, що $\forall a_l \in A, u \in U, f(u, a_l) \in V_{a_l}$.

Узагальнена структура ІТ структуризації (класифікації) неточних даних і знань ІС наведена на рис. 5.3.

Методологія синтезу ІТ структуризації (класифікації) неточних даних і знань ІС з використанням методів ТГМ формально може бути представлена у вигляді наступних послідовних етапів:

1. Постановка задачі, визначення початкових умов і обмежень.

На даному етапі задається універсум $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$, елементи якого характеризуються заданим набором ознак $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$, формуються набори цільових підмножин $U_s \subseteq U$, $s < z$. Визначається спосіб завдання і форма представлення значень елементів множини $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$.

Задача полягає у визначенні елементів універсуму u_j , які можуть класифікуватися як такі, що належать заданій цільовій множині $U_s \subseteq U$.

2. Формування набору вихідних даних ІС.



Рисунок 5.3 – Структура ІТ структуризації (класифікації) неточних даних і знань ІС

На цьому етапі здійснюється встановлення (визначення) значень заданого набору ознак (атрибутів) класифікації. Значення множини атрибутів $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$ можуть бути отримані як на основі об'єктивних, так і суб'єктивних даних.

Якщо існують такі елементи $a_l \in A$ ($l = \overline{1, q}$), значення яких формуються за даними отриманими на основі групового експертного оцінювання, то агреговані ЕО значень $a_l \in A$ будуються на основі математичних моделей, запропонованих в п. 5.3.

Отримана СЗн може бути представлена у формі таблиці розмірності $z \times q$, рядки якої відповідають елементам $u_j \in U$, а стовпчики – ознакам (атрибутам) $a_l \in A$ цих елементів. В комірці на перетині j -й рядка та l -го стовпчика відображається значення l -ї ознаки для j -го елемента.

3. Побудова формалізованого опису об'єкта класифікації.

На даному етапі проводиться попередня обробка і підготовка даних ІС з метою приведення вихідних даних до виду, зручного для розпізнавання (класифікації).

3.1. Редагування даних ІС, з метою зменшення розміру навчального набору при збереженні ефективності системи в цілому.

3.2. Дискретизація.

У відповідності до [272] дискредитація являє собою процес перетворення числового атрибута в номінальний, шляхом представлення області числового атрибута сукупністю його значень, і обробки кожного отриманого інтервалу як дискретного (номінального) значення атрибута.

Якщо значення релевантної ознаки є безперервною величиною, то для проведення подальшого аналізу ІС (визначення елементарних категорій) повинні бути виділені відповідні інтервали значень аналізованої ознаки. Наприклад, якщо необхідно класифікувати множину індивідів за їх віком, то повинні бути задані інтервали значень віку для всіх елементарних категорій, скажімо, для категорій «молоді люди», «люди середнього віку», «люди похилого віку».

Дискредитація є обов'язковим етапом при аналізі ІС та ТР, оскільки математичний апарат ТГМ не передбачає механізми обробки числових атрибутів. Різні методи дискредитації наведені у роботах [184, 185, 286, 328, 359, 411, 436, 465].

4. Ідентифікації видів незнання присутніх в наборі вихідних даних.

В п. 5.2 розглянуто ряд мір ідентифікації видів незнання, під впливом яких протікають процеси, пов'язані з отриманням і аналізом вихідних даних ІС. В [244-246] запропоновано ряд процедур обробки даних ІС в умовах неповноти наявних знань.

5. Виявлення класів еквівалентності (основних категорій знань) $C_k \subseteq U$, $k \leq s$ в заданій системі ознак $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$.

Основні категорії знань являють собою категорії, виділені за всією множиною значень релевантної ознаки; в той час як елементарними вважаються категорії, що виділені за кожним значенням релевантної ознаки. Слід відмітити, що в межах елементарної категорії незначні відмінності в значеннях релевантної ознаки ігноруються, тобто, якщо в одну категорію включені елементи, що мають різні відтінки сірого кольору, ці відтінки ігноруються і всі елементи, що належать цій категорії, вважаються сірими.

6. Визначення інформативного набору ознак об'єктів класифікації.

6.1. Аналіз існуючих залежностей між атрибутами.

Можливі ситуації, коли одні примітивні атрибути (або атрибут) є більш важливими для розділення (класифікації), ніж інші, особливо коли існуюча СЗн представлена у формі ІС. У цьому випадку виникає задача визначення коефіцієнтів значущості або ваги окремих примітивних атрибутів (або атрибуту) в конкретній ІС [150].

Важливість деякого примітивного атрибуту не є абсолютним поняттям, вона визначається лише змістом конкретної задачі. Оцінку важливості атрибутів можна виконати лише на основі аналізу релевантних розділень елементів універсуму. Існує ряд технік, що дозволяють проаналізувати існуючі

залежності між атрибутами, і оцінити їх важливість в ІС [377, 416, 417]. В [148] запропонована методика оцінки важливості окремих атрибутів (або будь-яких підмножин таких атрибутів) для розділення елементів універсуму за всією множиною релевантних атрибутів.

6.2. Скорочення простору атрибутів (редукція).

Деякі атрибути ІС не несуть значимої інформації, їх використання недостатньо впливає на ефективність класифікації, більш того може призвести до погіршення продуктивності класифікатора, зашумленості даних, невиправданого збільшення кількості інформації, що використовується і обробляється, що в свою чергу сприяє зростанню обчислювальних затрат і використовуваних в процесі класифікації ресурсів (час, пам'ять). Це породжує задачу скорочення знань (простору атрибутів), тобто процес виділення тієї суттєвої частини знань, яка достатня для визначення усіх релевантних концепцій [150].

Скорочення простору атрибутів є ресурсомісткою обчислювальною процедурою, яка потребує пошуку підмножин з n вихідних ознак (атрибутів або атрибутів-умов) в просторі 2^n-1 можливих підмножин у відповідності до завчасно визначеного критерію оцінки.

Основними компонентами алгоритму вибору атрибутів (ознак) є: оціночна функція, що використовується для розрахунку необхідності підмножини ознак; процедури генерації, що відповідають за генерацію різних підмножин атрибутів-кандидатів.

Серед найбільш часто використовуваних показників оцінки придатності (необхідності) підмножини атрибутів можна виділити оцінку якості апроксимації (*quality of the classification*) [188, 189, 239] та ін.; умовну незалежність (*conditional independence*) [416]; і наближену ентропію (*approximate entropy*) [417].

Синтез редуктів ІС є результатом процесу скорочення знань (скорочення простору атрибутів). Редукт являє собою мінімальний (достатній) набір атрибутів (ознак), який забезпечує ту ж грануляцію універсуму, що і весь

вихідний набір атрибутів, тобто такий набір атрибутів, який сам по собі, повною мірою характеризує наявні знання ІС.

Припустимо, задана ІС $S = (U, A)$, де $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$ – не порожня скінчена множина елементів (універсум); $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів.

Тоді формально редукт $RED \subseteq A$ можна представити наступним чином:

1. $[x]_{RED} = [x]_A$ – класи еквівалентності (категорії), що формуються на основі підмножини RED аналогічні за кількістю і складом класів еквівалентності, що формуються на основі вихідної множини атрибутів A .

2. $\forall(a \in RED): [x]_{(RED-\{a\})} \neq [x]_A$ – порушення структури редукту (виключення будь-якого елемента, що належить множині RED), призводить до зміни вихідного набору класів еквівалентності $[x]_A$, і як наслідок веде до втрати знань ІС.

Із вищесказаного витікає наступне:

ЯКЩО $\forall(a \in RED): [x]_{(RED-\{a\})} = [x]_A$, ТО a є неіснуючим (зайвим) в RED ,

ІНАКШЕ $a \in RED$ є необхідним в RED .

Означення 5.3

Множина $Q \subseteq A$ називається незалежною, якщо кожний $a \in Q$ є необхідним в Q , інакше множина Q називається залежною [150].

Редукт RED не унікальний, тобто існує декілька наборів атрибутів, що володіють властивостями редукта: зберігають структуру вихідного набору класів еквівалентності $[x]_A$ (наявних знань ІС). Будь-яка підмножина $RED \subseteq A$ повинна володіти властивістю незалежності.

Означення 5.4

Ядро являє собою набір атрибутів, який є спільним для всіх редуктів:

$$CORE(A) = \bigcap (RED(A)). \quad (5.33)$$

Будь-яке ядро володіє наступними властивостями:

1. ядро складається з атрибутів, які не можуть бути видалені без руйнування структури класу еквівалентності;

2. ядро може бути порожнім;
3. ядро являє собою набір необхідних атрибутів. Видалення будь-якого із атрибутів, що входить до складу ядра, призведе до неузгодженості даних ІС.

Порівняльний аналіз алгоритмів редукції атрибутів ІС показав, що найбільш ефективним і розповсюдженим є алгоритм *QuickReduct* [330, 403, 463]. Серед основних підходів, що використовуються при редукції атрибутів можна виділити наступні: евристичний пошук [278, 350, 481]; генетичні алгоритми, мурашині алгоритми [188, 189, 239, 280, 455, 464]; гібридні підходи, що використовують елементи теорії грубих множин і нечіткої логіки [177, 195, 211, 266-268, 281, 326, 396]; підходи, спрямовані на визначення залежності між атрибутами і ваги вихідних атрибутів [298, 438].

7. Визначення \underline{RU}_s , \overline{RU}_s апроксимацій, $POS_R(U_s)$, $NEG_R(U_s)$, $BN_R(U_s)$ значень цільової множини U_s , і встановлення факту приналежності елемента $u_j \in U$ заданій цільовій множині U_s .

В [377] визначена наступна схема встановлення факту приналежності об'єкта (прикладу), що розглядається до однієї із вказаних цільових множин U_s . Для кожного нового елемента і для кожної цільової множини перевіряється, чи належить даний елемент до позитивної $POS_R(U_s)$, негативної $NEG_R(U_s)$ або граничної $BN_R(U_s)$ області кожної цільової множини U_s :

1. Якщо елемент $u_j \in U$ належить до нижньої апроксимації \underline{RU}_s (позитивної області) цільової множини U_s , то цей елемент безперечно може бути ідентифікований як той, що належить цільовій множині U_s .

2. Якщо елемент $u_j \in U$ належить до негативної області $NEG_R(U_s)$ цільової множини U_s , то цей елемент безперечно може бути ідентифікований як такий, що не належить цільовій множині U_s .

3. Якщо елемент $u_j \in U$ належить до граничної області $BN_R(U_s)$ цільової множини U_s , то неможна сказати нічого певного стосовно приналежності чи

неприналежності елементу $u_j \in U$ до цільової множини U_s . Це область невизначеності, для коректного оперування з якою у було розроблено ТГМ.

8. Оцінка якості побудованої моделі.

Оцінка якості і точності побудованої моделі може бути визначена на основі оцінок (5.5) та (5.6). Рівень якості моделі відображає відсоток правильно класифікованих прикладів (елементів) на основі існуючих знань R . Якщо точність моделі допустима (прийнятна), то можливе використання моделі для класифікації нових даних.

Приклади застосування запропонованої ІТ для вирішення ряду практичних задач наведені в роботах [47, 59, 72, 312].

5.5 Синтез інформаційної технології структуризації неточних даних та експертних знань таблиці рішень

Розглянемо основні положення ІТ аналізу і структуризації даних та знань ТР, сформованих в умовах неточності, неузгодженості, неповноти вихідної інформації.

Будемо вважати, що ІС задана у формі ТР $T = (U, A)$, де множина атрибутів $A = C \cup D$ являє собою сукупність підмножини атрибутів-умов $C = \{a_l \mid l = \overline{1, q-1}\}$, $q = |A|$, і атрибутів-рішень $D = \{a_q\}$. Таким чином, ТР може бути представлена в формі $T = (U, C \cup \{a_q\})$, де C являє собою множину відмінних і незалежних ознак (атрибутів-умов, аспектів класифікації), в той час як атрибут a_q являє собою залежну змінну.

Методологія синтезу ІТ структуризації (класифікації) неточних даних і знань ТР з використанням методів ТГМ формально може бути представлена у вигляді наступних послідовних етапів, рис. 5.4:

1. Постановка задачі, визначення початкових умов і обмежень.

На даному етапі задається універсум $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$, елементи якого характеризуються заданим набором ознак $C = \{a_l \mid l = \overline{1, q-1}\}$; визначаються можливі значення атрибуту-рішення a_q , що необхідні для моделювання

залежності виду «значення класифікаційних атрибутів (атрибутів-умов) елементу $a_l(u)$, $l = \overline{1, q-1}$ – приналежність $a_l(u)$ певному класу $a_q(u)$ », $u \in U$.



Рисунок 5.4 – Структура ІТ структуризації (класифікації) неточних даних і знань TP

На цьому етапі визначається спосіб визначення і форма представлення значень елементів множини $A = \{a_l \mid l = \overline{1, q}\}$.

2. Формування набору вихідних даних ТР.

На цьому етапі формуються навчальні набори ТР: задаються значення встановленого набору атрибутів-умов $a_l(u)$, $l = \overline{1, q-1}$, на основі яких визначається значення атрибута-рішення $a_q(u)$, $u \in U$.

2.1. Встановлення значень заданого набору ознак (атрибутів-умов) для кожного вихідного об'єкту класифікації.

Значення множини атрибутів-умов $C = \{a_l \mid l = \overline{1, q-1}\}$ можуть бути отримані як на основі суб'єктивних, так і об'єктивних даних. Якщо існують такі елементи $a_l \in C$ ($l = \overline{1, q-1}$), значення яких формуються на основі даних групового експертного оцінювання, то агреговані ЕО значень $a_l \in C$ будуються на основі моделей запропонованих в п. 5.3.

Якщо елементи $u \in U$ являють собою не реальні об'єкти, а можливі комбінації значень атрибутів-умов, які потім будуть покладені в основу вирішуючих правил класифікації, то однакові (дублюючі) набори значень атрибутів-умов для різних елементів універсуму можна скоротити (видалити).

Тобто:

ЯКЩО $\exists(j, t) = \overline{1, z}$; $j \neq t$, таких, що $\forall l = \overline{1, q-1} : \wedge a_l(u_j) = \wedge a_l(u_t)$,

ТО інформація відносно значень $a_l(u_t)$ може бути коректно видалена із наявної СЗн;

де $a(u)$ – значення примітивного атрибуту (атрибуту-умови) елемента u .

Таким чином, буде отримана множина $U' \subseteq U$, $|U'| = p$.

2.2. Опис класів в обраній системі ознак.

Будемо вважати, що значення атрибута-рішення a_q формуються на основі суб'єктивних ЕО. Якщо приналежність прикладу деякому класу моделюється групою експертів, то агреговані ЕО значень елемента a_q (при заданому наборі ознак) будуються на основі математичних моделей, запропонованих в п. 5.3.

Отримана СЗн може бути представлена у формі таблиці розмірності $p \times q$, де $p \leq z$ (p буде менше z тільки в тому випадку, якщо раніше були видалені дублюючі набори значень атрибутів-умов). Рядки такої таблиці відповідають елементам $u_j \in U'$, а стовпці – ознакам (атрибутам) $a_l \in C$ цих елементів. В комірці на перетині j -ого рядка та l -го стовпчика відображається значення l -ї ознаки для j -го елемента. Самий крайній стовпчик являє собою атрибут-рішення (атрибут класу) a_q , і містить значення заданих класів рішень для елементів множини U' .

Така таблиця характеризує множину наборів умов та множину відповідних результатів, наприклад, вона може описувати множину об'єктів та моделювати їх приналежність до різних класів; в якості атрибутів-умов можуть бути задані параметри рішень в задачі прийняття рішень, а рішеннями – опис результатів цих рішень; рядки таблиці можуть відображати множину правил у формі «ЯКЩО ... , ТО ...», де передумова «ЯКЩО» і результати «ТО» описуються у відповідній формі [150].

3. Побудова формалізованого опису об'єкта класифікації.

3.1. Редагування навчальних наборів ТР.

Однією з важливих задач попередньої обробки даних ТР є редагування навчальних наборів (навчальної множини). Мета якого полягає у зменшенні розміру навчального набору (кількості вихідних прикладів ТР) при збереженні ефективності системи в цілому. В результаті отримується новий навчальний набір (отриманий шляхом скорочення кількості вихідних прикладів), що несе більш високу ефективність.

Зменшення кількості вихідних прикладів ТР можливе завдяки тому, що рядки в таблиці рішень відображають вирішуючі правила, а не реальні об'єкти (таким чином, наприклад, дублюючі рядки можуть бути коректно видалені з таблиці).

Для отримання коректних класифікацій, найпростіший підхід до зменшення розміру навчального набору полягає в видаленні всіх прикладів з

навчального набору, які не містяться в нижній апроксимації жодного з класів рішень. Деякі підходи, спрямовані на зменшення розміру навчального набору, розглянуті в [201, 202]; в роботах [450, 451] використані механізми нечіткої логіки до вирішення поставленої задачі.

3.2. Дискретизація значень числових атрибутів.

4. Ідентифікації видів незнання, присутніх в наборі вихідних даних.

4.1. Неповні дані.

Вихідні дані TP можуть бути неповними, тобто значення деяких атрибутів (як атрибутів-рішень, так і атрибутів-умов) можуть бути відсутніми. Причини цієї обставин можуть бути різними, наприклад, значення атрибутів могли бути втрачені (стерті), значення атрибутів були не встановлені із самого початку, і т.п. В даний час запропоновано декілька підходів обробки неповних даних IC [244-246].

4.2. Сперечливі дані.

Вихідні дані TP можуть бути суперечливими (неузгодженими, конфліктуючими). Два об'єкти знаходяться в конфлікті, якщо вони характеризуються однаковими значеннями вказаного набору атрибутів (атрибутів-умов), але при цьому віднесені до різних класів (характеризуються різними значеннями атрибута-рішень). Ряд підходів обробки суперечливих даних розглянуто в роботах [366, 454].

В п. 5.2 розглянуті міри ідентифікації видів незнання, під впливом яких протікають процеси, пов'язані з отриманням і аналізом вихідних даних TP.

5. Визначення інформативного набору ознак об'єктів класифікації.

5.1. Аналіз існуючих залежностей між атрибутами.

В TP аналіз існуючих залежностей між атрибутами і оцінка значущості окремих атрибутів здійснюється за такою ж схемою, як і в IC, і може виконуватися як самостійна задача, або як складова частина задачі редукції атрибутів.

5.2. Скорочення простору атрибутів (редукція).

Процедура скорочення знань в ТР має той же сенс, що і для ІС і виконується за тією ж схемою. В роботі [203] запропонована процедура оновлення отриманих апроксимацій грубої множини при видаленні атрибутів із наявної ТР.

6. Індукція правил класифікації.

Один із основних механізмів аналізу даних ТР в ТГМ – це синтез правил виведення (*rule induction*). Механізм виведення застосовує вирішуючі правила (*decision rules*) до наявної БЗн. Вирішуюче правило класифікації характеризує відношення між властивостями (ознаками, атрибутами) і описує причинно-наслідковий зв'язок між ними в ТР.

Ці правила приймають форму IF – THEN правил виду:

IF (*атрибут_1, значення_1*) and and (*атрибут_n, значення_n*)
 THEN (*рішення, значення*).

Припустимо, задана ТР $T=(U, C \cup \{a_q\})$, будемо вважати, що область атрибуту-рішення a_q являє собою множину значень $V_q = \{1, \dots, k\}$. Тоді можна визначити функцію $\delta_c : U \rightarrow P(\{1, \dots, k\})$, що має назву узагальнене рішення, таку, що $\delta_c(u) = \{\exists u' \in U, \text{ для якого } u' \text{ IND}(A)u \text{ та } f_q(u) = i\}$, [414], де *IND* – відношення нерозрізненості. ТР є узгодженою (несуперечливою), якщо $\forall (u \in U) : |\delta_c(x)| = 1$.

Припустимо, $z = (a, v)$, де $a \in C$, $v \in V_c$ являє собою значення атрибута-умови, тоді c можна представити як відображення $z : U \rightarrow \{\text{true}, \text{false}\}$.

Припустимо Z являє собою кон'юнкцію $q-1$ значень атрибутів-умов $Z = z_1 \wedge z_2 \wedge \dots \wedge z_{q-1}$. Тоді покриття Z , позначене як $[Z]$, характеризує множину прикладів (об'єктів), що задовольняють значенню атрибутів Z :

$$[C] = \{u \in U : Z(u) = \text{true}\}. \quad (5.34)$$

Означення 5.5

Об'єкт u підпорядковується (покривається) правилу r тоді, і тільки тоді, коли кожна умова (пара атрибут–значення) z в правилі r еквівалентна значенню відповідного атрибуту для u .

Означення 5.6

Концепт $H = \{h_1, h_2, \dots, h_g\}$, визначається правою частиною правила r . Таким чином, будь-яке правило r можна представити у формі

$$\text{IF } Z \text{ THEN } H, \quad (5.35)$$

де $Z = z_1 \wedge z_2 \wedge \dots \wedge z_{q-1}$, $[Z] \cap H \neq \emptyset$.

Означення 5.7

Концепт H (певний клас рішення) повністю покритий набором правил $Rules$ тоді і тільки тоді, коли для кожного об'єкта h з H існує правило r з $Rules$, таке що r покриває u (u відповідно правилу r).

Означення 5.8

Набір правил $Rules$ повен (*complete*) тоді і тільки тоді, коли кожен концепт з набору даних повністю охоплений $Rules$.

Означення 5.9

Правило r узгоджено (*consistent*) з набором даних (є детермінованим, неконфліктним) тоді і тільки тоді, коли для кожного об'єкта u , що покривається r , u є членом концепту, що позначається правилом r .

Означення 5.10

Набір правил $Rules$ є узгодженим тоді і тільки тоді, коли кожне правило з $Rules$ узгоджується з набором даних.

Основною задачею є синтез узгоджених (*consistent*) і повних (*complete*) правил $Rules$. Такий набір $Rules$ отримав назву дискримінантний (*discriminant*) [с]. Друга задача полягає в пошуках асоціативних правил, в яких і в антецеденті, і в консеквенті присутні атрибути-умови.

В якості мір оцінки якості отриманих правил можуть бути використані наступні [180, 430, 443]:

1. Сила (*strength*) правила r :

$$S(r) = |[Y] \cap H|, \quad (5.36)$$

де Y – логічна частина правила r ; H – концепт, що визначається правою частиною правила r .

2. Довжина (*length*) правила r :

$$L(r) = \text{Size}(Y), \quad (5.37)$$

де $\text{Size}(Y)$ – кількість елементарних умов, що складають логічну частину Y правила r .

3. Точність (*accuracy*) правила r :

$$\alpha_Y(r, H) = \frac{|[Y] \cap H|}{|Y|}, \quad (5.38)$$

де $[Y]$ – кількість об'єктів універсуму, що задовольняють умові Y правила r ; $|H|$ – кількість об'єктів універсуму, що належать класу рішення H .

4. Покриття (*coverage*) правила r :

$$k_Y(r, H) = \frac{|[Y] \cap H|}{|H|}. \quad (5.39)$$

5. Якість отриманого набору правил може бути оцінена на основі коефіцієнту точності класифікації (виражений в %):

$$n_c / n, \quad (5.40)$$

де n – кількість класифікаційних прикладів; n_c – кількість правильно класифікованих прикладів.

В основі ТГМ лежить механізм визначення верхніх і нижніх апроксимацій, які ділять універсум на три області, що попарно не перетинаються: позитивна область, гранична область, негативна. Для об'єктів, що знаходяться як в позитивній, так і в негативній області певного класу, можуть прийматися детерміновані рішення стосовно приналежності об'єкта даному класу (можна з упевненістю встановити приналежність об'єкта

заданому класу). Для об'єктів, що знаходяться в граничній області, можуть бути прийняті тільки недетерміновані (невизначені) рішення (не можна сказати нічого певного стосовно приналежності об'єкта заданому класу).

Міри точності і довіри детермінованих правил відповідно рівні 1, в той час як недетерміновані рішення можуть приймати значення в інтервалі $[0; 1]$.

Базуючись на цих судженнях [462] виділено два типи правил: «детерміновані правила класифікації» для позитивної області і «недетерміновані правила класифікації» для граничної області.

За класифікацією правил в [247] отримуємо, що правила, побудовані на основі нижньої апроксимації конкретного класу, точно (з упевненістю) характеризують клас (і приналежні до нього об'єкти) – точні (*certain*) правила. Правила, що побудовані на основі верхніх апроксимацій (або граничної області) конкретного класу характеризують об'єкти, що можливо (вірогідно, правдоподібно) можуть належати класу – правдоподібні (*possible*) правила.

В роботі [473] введені поняття позитивних (для позитивної області), граничних (для граничної області) і негативних (для негативної області) правил. Позитивне правило визначає (констатує) приналежність прикладу до певного класу; граничне правило визначає необхідність проведення детального аналізу; негативне правило встановлює відсутність приналежності прикладу до певного класу.

В даний час існує достатня кількість підходів [184-186, 246, 401, 412-415, 431, 429, 433] і різного роду програних продуктів [348, 364, 385, 418], що застосовуються для індукції правил.

Розглянемо найбільш поширені з них:

1. Система LERS [246] організує механізм виводу правил, в основі якого лежить визначення верхніх і нижніх апроксимацій, використовуючи алгоритми LEM1, LEM2 и IRIM. Вказані алгоритми орієнтуються на видобування мінімального набору правил, досліджуючи простір пошуку пар атрибут-значення враховуючи суперечливу інформацію (дані конфліктуючих об'єктів). Найбільш популярним алгоритмом вказаної групи є алгоритм LEM2, при цьому

він застосовується не лише в системі LERS, але і в інших системах, наприклад, RSES [184-186].

2. Підходи, в основу яких покладено визначення матриці відмінностей (*discernibility matrix*) і методи логічного виведення (*boolean reasoning techniques*) запропоновані в [412, 415], і отримали подальший розвиток за такими напрямками, як апроксимація редуктів, пошук динамічних редуктів, відношення толерантності, фільтрація даних, зменшення граничної області та ін. [413, 414]. Реалізація цих технік наведена в комп'ютерній системі Rosetta [363, 364].

3. Метод MODLEM [429, 431], в основі якого покладено послідовне визначення покриття навчального набору даних і генерації мінімальний наборів правил класифікації для кожного класу рішень. Кожен тип із таких наборів правил спрямовано охопити позитивні об'єкти (приклади), що відносяться до аналізованого концепту, і жодного з інших концептів.

4. Метод EXPLORE [433] витягує з даних всі можливі правила, що задовольняють визначеним вимогам. Може бути адаптований для обробки суперечливих (неузгоджених) прикладів. Реалізація алгоритмів LEM2, EXPLORE та MODLEM наведена в програмній системі ROSE [401].

В [279, 325, 340, 404, 480] наведено ряд технік, в основі яких лежить комплексне використання математичного апарату ТГМ і нечіткої логіки.

В загальному вигляді існуючі алгоритми генерації правил класифікації можуть бути розділені на три категорії [430]:

1. Алгоритми, що індукують мінімальний набір правил (*minimu set*): алгоритми LEM2 [243], CPLA [249], ймовірнісні грубі класифікатори [329] і т.п.

2. Алгоритми, що індукують вичерпний набір правил (*exhaustive set*): система LERS, підходи, засновані на матриці відмінностей (*discernibility matrix*) і методах логічного виведення, модифікований алгоритм EXPLORE [433] і т.п.

3. Алгоритми, що індукують набір правил, що задовольняє заданим умовам (*satisfactory set*): алгоритм EXPLORE.

Алгоритми першої категорії орієнтовані на розв'язання задач класифікації даних, алгоритми другої і третьої категорії застосовуються переважно для розв'язання задач синтезу даних і виводу нових знань.

7. Оцінка якості побудованої моделі.

На даному етапі відбувається оцінка правильності (точності) отриманої моделі (класифікатора). Відомі значення з тестового набору порівнюються з результатами застосування побудованої моделі. Тестова множина не може залежати від навчального набору.

Оцінка точності і якості класифікації може проводитися на основі методів крос-перевірки; побудови матриці помилок (*confusion matrix*); методу кривої помилок (*receiver operating characteristic curve, ROC curve*). Якщо точність моделі допустима (прийнятна), то можливе використання моделі для класифікації нових прикладів, клас яких невідомий.

Оцінка ефективності побудованого класифікатора включає в себе оцінку якості результату класифікації, часові витрати на його отримання [154].

8. Застосування отриманої моделі.

Після того, як були отримані правила на основі значень вихідного навчального набору даних (універсуму), вони можуть бути використані для класифікації нових прикладів. Отриманий набір вирішуючих правил класифікації можна коректно називати класифікатором.

Висновки до Розділу 5

1. Виконано постановку задачі структуризації неточних (грубих, необроблених, невпорядкованих) даних та експертних знань. Обґрунтовано можливість використання математичного апарату ТГМ для аналізу неточних (невпорядкованих) масивів даних, при розв'язку задачі їх класифікації. Визначені задачі, що виникають в процесі аналізу, структуризації та обробки даних інформаційної системи та таблиці рішень.

2. Досліджено міри кількісного вираження невизначеності пов'язаної із приналежністю елементів універсуму заданій цільовій множині в рамках

математичної нотації ТГМ, в тому числі міри, що відображають точність і якість отриманих апроксимацій цільових множин. Проаналізовано ряд мір ТГМ, що застосовуються для кількісного вимірювання неповноти та неточності існуючих знань, які використовують ентропійний підхід. Встановлено, що більшість з таких мір безпосередньо пов'язана з мірами гранулювання. Ентропія досягає максимуму (в той час, як міра гранулювання – мінімуму), якщо виділені класи еквівалентності (основні категорії) мають форму синглетонів; ентропія досягає мінімуму (в той час, як міра гранулювання – максимуму), якщо виділено один клас еквівалентності, кардинальність якого відповідає кардинальності універсуму.

3. Сформульовано задачі, що виникають в процесі аналізу і структуризації даних ІС та ТР в умовах групової експертизи. Запропоновано ряд математичних моделей синтезу групових рішень аналізу і структуризації даних ІС та ТР: модель синтезу групової оцінки значень релевантних атрибутів ІС і атрибутів-умов ТР; модель синтезу групової оцінки значень релевантних атрибутів-рішень ТР; модель синтезу групового рішення щодо приналежності об'єкта універсуму заданому класу, за умови, що відповідні значення релевантних атрибутів-умов об'єкта також формується на основі групової експертизи. В основу запропонованих математичних моделей покладено математичну нотацію теорії свідочств, що дозволило обробляти групові експертні оцінки, що характеризуються неузгодженістю, суперечливістю, конфліктом.

4. Розглянуті питання синтезу групових рішень при моделюванні залежності «елемент універсуму – визначений клас» тільки на основі існуючих даних ТР, і з залученням додаткової інформації (суб'єктивних експертних оцінок) в процесі агрегування суджень експертів. При вирішенні задачі агрегування значень релевантних атрибутів-рішень сформованих на основі суб'єктивних оцінок групи експертів розглянуті ситуації коли експерт може віднести об'єкт універсуму тільки до одного класу (або до однієї підгрупи класів, в рамках виділеної підгрупи класи вважаються рівноцінними), або

визначити що об'єкт універсуму може належати декільком окремим класам (або підгрупам класів) з різним ступенем впевненості в своєму виборі (в рамках виділеної підгрупи класи вважаються рівноцінними).

5. Запропоновано методику синтезу та узагальнену структуру ІТ структуризації та аналізу неповних та неточних (грубих, необроблених, невпорядкованих) даних і знань ІС та ТР, в основу якої покладено запропоновані математичні моделі аналізу і структуризації неточних даних (знань) в умовах проведення груповий експертизи. Запропонована ІТ може бути використана при вирішенні задачі класифікації грубих (необроблених) масивів даних в умовах наявності таких форм незнання, як неточність, неузгодженість, неповнота вихідної інформації (даних, знань).

РОЗДІЛ 6

СИНТЕЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗКУ ПРИКЛАДНИХ ЗАДАЧ

6.1 Інформаційна технологія ранжування проектів реконструкції муніципальних систем тепlopостачання в рамках заданої категорії технічного стану

В останні десятиліття в Україні встановилася стійка тенденція фізичного та морального старіння основних фондів, до складу яких відносять також будівлі і споруди. Споруди піддаються різним негативним впливам, зношуються, старіють, руйнуються, внаслідок чого їх експлуатаційні якості погіршуються, і з часом вони перестають відповідати своєму призначенню. Наприклад, за оцінками експертів, загальний рівень зносу комунальної інфраструктури перевищує 60%.

У зв'язку з цим особливого значення набуває задача моніторингу та оцінки ТС будівель і споруд, з метою забезпечення безпечного функціонування і експлуатаційної надійності будівельних конструкцій і споруд. Регулярний моніторинг ТС будівельних конструкцій спрямований на своєчасне вжиття заходів щодо попередження та усунення виникаючих негативних процесів, з метою підвищення ефективності безаварійної безперервної експлуатації об'єктів; розробки прогнозів зміни технічного стану (ТС) будівель та споруд, з метою вивчення динаміки розвитку деформаційних процесів.

Під ТС розуміється сукупність властивостей будівлі (споруди) або її елементів (конструкцій), яка характеризується в певний момент часу ознаками, встановленими нормативною і технічною документацією на цю споруду або її елементи, і відображає рівень експлуатаційної придатності [143]. Технічний стан будівлі (споруди) являє собою сукупність якісних і кількісних показників, що характеризують експлуатаційну придатність споруди та її частин у порівнянні з їх гранично допустимими значеннями.

Оцінка ТС будівельних конструкцій, будівель і споруд включає визначення категорії ТС конструкцій з урахуванням ступеня пошкодження і величини зниження несучої здатності; встановлення експлуатаційної придатності конструкцій за основними критеріями або необхідність їх відновлення (реконструкції). Критерії оцінки ТС залежать від функціонального призначення та конструктивної схеми будівель і споруд, виду будівельних конструкцій, використовуваного матеріалу та ін. чинників.

В даний час в Україні не затверджена комплексна методика оцінки та моніторингу ТС конструкцій, будівель (споруд), яка була б однозначною, формалізованою та експериментально підтвердженою. Експерти в області діагностики конструкцій будівель і споруд зазначають відсутність чітких рекомендацій щодо прийняття обґрунтованих рішень про ТС конструкцій і будівель в цілому, закріплених в діючих нормативних документах. Відзначається відсутність зв'язку між нормативними документами, недостатність сформульованих критеріїв оцінки ТС [139, 143]. Ознаки категорій ТС будівельних конструкцій та споруд недостатньо опрацьовані і теоретично, і практично.

Питанням оцінки ТС будівельних конструкцій і споруд присвячена значна кількість публікацій. Так, в роботах [10, 24, 40, 138] розглянуті питання надійності, фізичного і морального зносу будівельних конструкцій і споруд, запропоновано ряд методик оцінки ТС будівельних конструкцій та споруд. Аналіз численних публікацій в області діагностики ТС показав, що процедура оцінки і моніторингу ТС будівель і споруд здійснюється шляхом поєднання взаємоузгоджених та взаємодоповнюючих дослідницьких, розрахункових та аналітичних процедур, перелік та повнота яких у кожному конкретному випадку уточнюється спеціалізованою організацією, яка проводить обстеження. Важливе місце в цьому процесі займають методи експертного оцінювання. При виборі методів аналізу і обробки експертної інформації необхідно враховувати різні форми незнання, такі як неповнота, нечіткість і невизначеність, та ін. Однак, на практиці можуть бути ситуації, в яких одночасно присутні складні

форми незнання, наприклад, комбінація невизначеності і неточності. Ефективним математичним апаратом, що дозволяє аналізувати деякі специфічні види незнання є математична теорія свідочств.

В роботі запропонована методика синтезу ІТ вибору категорії ТС муніципальних систем тепlopостачання (МСТ), і вибору об'єктів МСТ для проведення робіт по їх реконструкції, капітального ремонту, в рамках заданої категорії ТС, або для всіх встановлених категорій ТС [63, 163, 164, 405], рис. 6.1.

Припустимо, задана множина аналізованих об'єктів МСТ (альтернатив) $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$, множина категорій ТС $K = \{K_l | l = \overline{1, s}\}$ та група експертів $E = \{E_j | j = \overline{1, t}\}$, що проводять експертизу.

Необхідно для кожного заданого об'єкту (альтернативи) встановити категорію ТС: $\forall A_i \in A, i = \overline{1, n} : (A_i, K_l), l = \overline{1, s}$, та для заданої категорії ТС K_l побудувати колективне ранжування об'єктів $A_i^{(l)}$, які до неї були віднесені. Пара (A_i, K_l) визначає приналежність об'єкту A_i до категорії K_l . На основі побудованого ранжування можна здійснити вибір на множині A одного $A_i^{(l)}$ (або декількох рівнозначних $A_i^{(l)} \sim A_p^{(l)}$) об'єктів МСТ, що найбільшою мірою потребують проведення ремонтних робіт: $RK_l : \{A_1^{(l)} \succ A_2^{(l)} \succ \dots \succ A_i^{(l)} \succ \dots \succ A_z^{(l)}\}$ або $RK_l : \{A_1^{(l)} \succ A_2^{(l)} \sim A_3^{(l)} \dots \succ A_i^{(l)} \succ \dots \succ A_z^{(l)}\}$.

Розглянемо етапи запропонованої методики аналізу технічного стану об'єктів МСТ.

Етап 1. Встановлення категорії ТС об'єктів реконструкції.

Попередньо необхідно провести обстеження об'єктів МСТ шляхом візуального огляду, інструментальних вимірювань і випробувань в натурних і лабораторних умовах. В результаті зазначеної процедури буде сформований набір кількісних і якісних показників експлуатаційної придатності об'єктів МСТ, його частин і конструкцій.

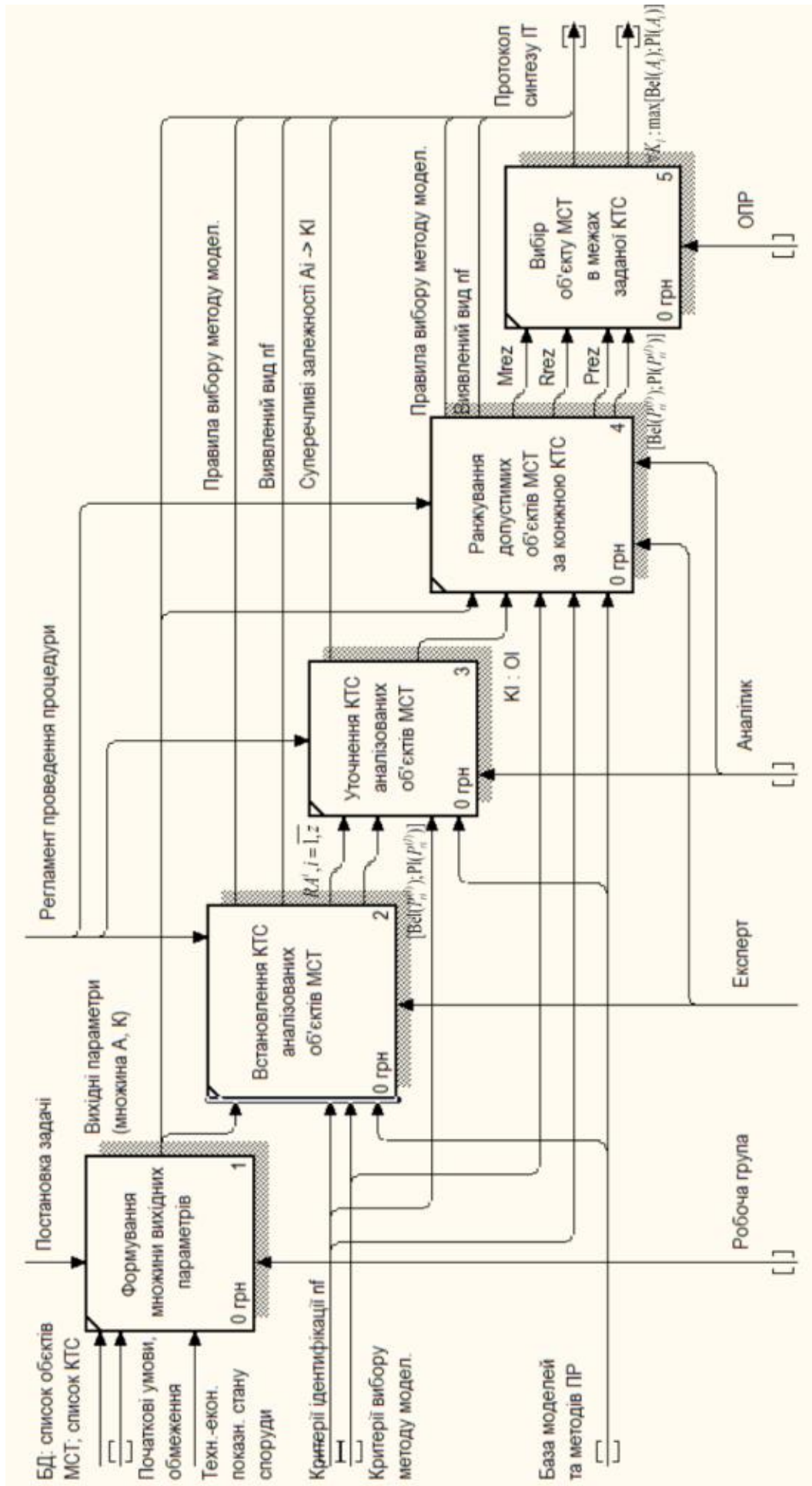


Рисунок 6.1 – Функціональна модель процесу синтезу ІТ ранжування МСТ в рамках заданої категорії ТС

Далі експертною групою, до складу якої входять фахівці-експерти, представники ремонтно-будівельних організацій та ін., здійснюється встановлення категорії ТС для кожного розглянутого об'єкта відповідно до отриманого набору кількісних та якісних характеристик їх експлуатаційного стану.

1.1. Формування профілів ЕП.

Кожному експерту $E_j \in E$ пропонується встановити категорію ТС $K_l \in K$, або виділити групи категорій ТС $Y_k = \{K_l \mid l = \overline{1, s}\}$, $1 \leq s \leq z$, $Y_k \subseteq K$, та встановити відповідну бальну оцінку b_k для всіх аналізованих об'єктів $A_i \in A$, сформовану в рамках заданої шкали експертних вимірювань, яка виражає ступінь переваги аналізованого об'єкту по відношенню до вихідної множини варіантів K . Експерт може встановити одразу декілька категорій для аналізованого об'єкта $A_i \in A$, або взагалі відмовитись від оцінювання, якщо він не впевнений у своєму виборі.

За результатами відповідної процедури буде сформовано множину ЕП виду $H = \{\gamma_j \mid j = \overline{1, t}\}$, елементи якої являють собою профілі ЕП категорій ТС аналізованих об'єктів $\gamma_j = \langle X_j^{(i)}, B_j^{(i)} \rangle$, $i = \overline{1, n}$. Кожна підмножина $X_j^{(i)} = \{Y_k \mid k = \overline{1, d}\}$, $d \leq 2^{|K|}$ відображає переваги (вибір) експерта $E_j \in E$ відносно категорії (категорій) ТС об'єкта $A_i \in A$. Будь-яка множина Y_k містить виділені експертом $E_j \in E$ категорії (групи категорій) ТС $K_l \in K$ аналізованого об'єкту $A_i \in A$ та відповідає (1.2). Таким чином, для кожного об'єкту $A_i \in A$ буде сформовано систему підмножин $\{X_j^{(i)} \mid j = \overline{1, t}\}$, яка відображає вибір всіх експертів відносно категорії ТС $A_i \in A$.

Для кожної системи підмножин $X_j^{(i)} = \{Y_k \mid k = \overline{1, d}\}$ буде сформовано вектор $B_j^{(i)} = \{b_k \mid k = \overline{1, d}\}$, що містить чисельні значення ступенів переваги b_k виду $Y_k \subseteq K$, $Y_k \subseteq X_j^{(i)}$, сформовані експертом E_j для кожного аналізованого

об'єкту $A_i \in A$. Якщо експерт E_j відмовився від оцінювання A_i , тоді приймаємо $X_j^{(i)} = \emptyset$, що відображає ситуацію повного незнання експерта, відносно поточного вибору.

Для кожної сформованої системи підмножин $X_j^{(i)} = \{Y_k \mid k = \overline{1, d}\}$ буде отримано вектор $M_j^{(i)} = \{m_k \mid k = \overline{1, d+1}\}$, елементи якого визначаються за формулою (3.51).

1.2. Агрегування ЕС.

1.2.1. Вибір порядку комбінування ЕС.

Для отримання більш ефективних результатів комбінування ЕС запропоновано визначати порядок їх комбінування на основі метрик ТДШ.

У цьому випадку необхідно визначити ступінь близькості між свідцтвами $X_{j_1}^{(i)}$ та $X_{j_2}^{(i)}$, $\forall (j_1, j_2) = \overline{1, t}$, наприклад, на основі міри [283, 285]:

$$d(M_{j_1}^{(i)}, M_{j_2}^{(i)}) = \sqrt{\frac{1}{2} (M_{j_1}^{(i)} - M_{j_2}^{(i)})^T D (M_{j_1}^{(i)} - M_{j_2}^{(i)})}. \quad (6.1)$$

Елементи матриці $D = \{d_{sp}\}$, розмірністю $2^{|\mathbf{K}|} \times 2^{|\mathbf{K}|}$, $d_{sp} = \frac{|Z_s \cap Z_p|}{|Z_s \cup Z_p|}$ являють собою значення міри близькості між елементами (підмножинами) Z_s та Z_p множини $2^{\mathbf{K}}$; $|\cdot|$ – кардинальність відповідних підмножин.

Значення метрики $d(M_{j_1}^{(i)}, M_{j_2}^{(i)}) \in [0; 1]$ відображає відстань (ступінь конфлікту) між $M_{j_1}^{(i)}$ та $M_{j_2}^{(i)}$.

Для агрегування відповідних значень $M_{j_1}^{(i)}, \dots, M_{j_t}^{(i)}$, на кожному етапі обираються такі $M_{j_1}^{(i)}$ та $M_{j_2}^{(i)}$, для яких виконується умова $\min(d(M_{j_1}^{(i)}, M_{j_2}^{(i)}))$, $\forall (j_1, j_2) = \overline{1, t}$.

1.2.2. Вибір правила комбінування ЕС.

Агрегування ЕС за нотацією ТДШ здійснюється шляхом комбінування отриманих значень основної маси ймовірності $M_j^{(i)} = \{m_k \mid k = \overline{1, d+1}\}$ для всіх

експертів E_j , ($j = \overline{1, t}$), таким чином, буде виконано $t - 1$ операцій комбінування. Процедура вибору правила комбінування наведена в п. 4.4 Розділу 4.

Результатом комбінування є множина $X_{\text{rez}}^{(i)} = \{Y_{rk}^{(i)} \mid rk = \overline{1, q}\}$, $q \leq 2^{|\mathcal{K}|} - 1$, що містить результуючі підмножини, побудовані шляхом комбінування $X_{j1}^{(i)}$ та $X_{j2}^{(i)}$, $\forall (j1, j2) = \overline{1, t}$ та вектор $M_{\text{rez}}^{(i)}$, що містить основні значення ймовірності $m_{\text{rez}}(Y_{rk}^{(i)})$ результуючих підмножин $Y_{rk}^{(i)}$ для об'єкта $A_i \in A$.

1.3. Вибір КТС.

1.3.1 Побудова результуючого ранжування категорій ТС для A_i .

Для побудови результуючого ранжування попередньо необхідно визначити значення функцій довіри $Bel(X)$ та правдоподібності $Pl(X)$, які в рамках нотації ТДШ визначають верхню та нижню межі інтервалу, який містить точну величину ймовірності $P(X)$ підмножини X .

Розрахунок функцій $Bel(\cdot)$ та $Pl(\cdot)$ виконується для кожної підмножини $Y_{rk}^{(i)}$ окремо, за формулами (1.4) та (1.5).

Встановлення пріоритету множини $Y_{rk}^{(i)}$ здійснюється шляхом порівняння інтервалів $[Bel(\{Y_{rk}^{(i)}\}), Pl(\{Y_{rk}^{(i)}\})]$, утворених функціями довіри та правдоподібності. Обирається елемент (група елементів), що має найбільше значення функцій довіри та правдоподібності серед аналогічних значень решти інтервалів. У випадку вкладених інтервалів їх порівняння здійснюється за оцінкою виду:

$$\alpha \cdot Bel(\{Y_{rk}^{(i)}\}) + (1 - \alpha) \cdot Pl(\{Y_{rk}^{(i)}\}), \alpha \in [0; 1]. \quad (6.2)$$

Результатом побудованої математичної моделі є результуюче колективне ранжування категорій ТС для кожного аналізованого об'єкту МСТ A_i , $i = \overline{1, n}$: $RA^{(i)} : \{K_1^{(i)} \succ K_2^{(i)} \succ \dots \succ K_i^{(i)} \succ \dots \succ K_l^{(i)}\}$.

1.3.2 Встановлення категорії ТС для A_i .

Далі для кожного об'єкту A_i обирається така категорія ТС, яка задовольняє умові: $\max(m_{\text{comb}}(K_l))$.

Проте в результаті проведення такої процедури об'єкта з подібними техніко-експлуатаційними якостями можуть бути встановлені різні категорії ТС. Для уникнення таких ситуацій для кожного об'єкта A_i уточнюється категорія ТС на основі математичного апарату ТГМ.

Етап 2. Класифікація проектів реконструкції МСТ методами ТГМ.

Припустимо, задана ТР $T = (A, At \cup \{a_d\})$, де $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$ – множина об'єктів реконструкції; $At = \{a_r | r = \overline{1, q}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів (кількісних та якісних показників технічного та експлуатаційного стану A_i , його окремих конструкцій); $\{a_d\}$ – атрибут-рішення, що містить номер / ім'я / мітку категорії ТС $K_l \in K$, до якої було віднесено $A_i \in A$.

Таким чином:

$$\exists (A_s, A_p) \in A: \begin{cases} \forall r = \overline{1, q}: a_r^s \equiv a_r^p; \\ (A_s \rightarrow K_t) \wedge (A_p \rightarrow K_e). \end{cases} \quad (6.3)$$

Необхідно встановити *однозначну* приналежність $A_i \in A$ до деякої категорії ТС $K_l \in K: A_i(a_1^i, \dots, a_q^i) \rightarrow K_l$.

Таблиця 6.1 – Фрагмент таблиці рішень T

A_i	a_r^i				K_l
	a_1^i	a_2^i	...	a_q^i	
A_s	b	c	...	d	K_t
A_p	b	c	...	d	K_e

Алгоритм уточнення приналежності $A_i \in A$ до деякої категорії ТС $K_l \in K$ наведено на рис. 6.2.



Рисунок 6.2 – Алгоритм уточнення приналежності $A_i(a_1^i, \dots, a_q^i) \rightarrow K_i$

За результатами процедури синтезу системи вирішуючих правил, $\forall K_i$

може бути отримана множина об'єктів $A_i \in A$, які їй відповідають:

$$O_l = \{A_i^{(l)} \mid i = \overline{1, z}\}, \quad z \leq n.$$

На наступному етапі експертною групою здійснюється ранжування об'єктів (будівельних конструкцій і споруд) в рамках заданої категорії ТС, відповідно до отриманих на попередньому етапі даних щодо їх приналежності до тієї чи іншої категорії ТС.

Етап 3. Ранжування об'єктів в межах заданої категорії ТС.

Задача полягає в отриманні результуючого ранжування досліджуваних об'єктів (будівельних конструкцій і споруд МСТ) за потенційним збитком і значущістю об'єкта, що дозволяє раціонально розподілити наявні ресурси при плануванні запобіжних заходів і проведення ремонтних робіт, задля підвищення експлуатаційної надійності та стабільності роботи об'єктів МТС.

Припустимо, задана множина аналізованих об'єктів МТС (альтернатив) $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$, множина категорій ТС $K = \{K_l \mid l = \overline{1, s}\}$ та група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$. На попередньому етапі для кожної категорії ТС K_l було отримано множину об'єктів, що їм відповідають: $O_l = \{A_i^{(l)} \mid i = \overline{1, z}\}, \quad z \leq n.$

Необхідно побудувати ранжування відповідних об'єктів $A_i^{(l)}$ в рамках заданої категорії ТС K_l за ступенем їх небезпеки (очікуваного збитку при виникненні аварійної ситуації) та необхідності проведення ремонтних робіт: $RK_l : \{A_1^{(l)} \succ A_2^{(l)} \succ \dots \succ A_i^{(l)} \succ \dots \succ A_z^{(l)}\}$, або $RK_l : \{A_1^{(l)} \succ A_2^{(l)} \sim A_3^{(l)} \dots \succ A_i^{(l)} \succ \dots \succ A_z^{(l)}\}$, $R_{rez} = \{RK_l \mid l = \overline{1, s}\}.$

Процедура побудови моделі ранжування об'єктів МСТ на основі математичного апарату ТДШ полягає у вирішенні наступних кроків:

3.1. Формування профілів ЕП.

Експерт $E_j \in E$ формує систему підмножин $P_j^{(l)} = \{P_i^{(l)} \mid i = \overline{1, f}\}, \quad f \leq 2^{|O_l|},$ $P_i^{(l)} \subseteq O_l$, що відображають його переваги (вибір) відносно ступеню зношеності та необхідності проведення ремонтних робіт об'єкту $P_i^{(l)}$ (за умови, що $|P_i^{(l)}| = 1$),

або групи об'єктів (якщо $|P_i^{(l)}| > 1$), що приналежить до категорії K_l у відповідності до (1.2). Далі $E_j \in E$ встановлює чисельне значення $\omega_i^{(l)}$, що відображає ступінь переваги $P_i^{(l)}$ відносно O_l в рамках заданої шкали, $\Omega_j^{(l)} = \{\omega_i^{(l)} \mid i = \overline{1, f}\}$.

Для кожної сформованої системи підмножин $P_j^{(l)} = \{P_i^{(l)} \mid i = \overline{1, f}\}$, $P_i^{(l)} \subseteq O_l$ буде отримано вектор $M_j^{(l)} = \{m_k \mid k = \overline{1, f+1}\}$, елементи якого можуть бути розраховані на основі (3.51).

3.2. Агрегування ЕС.

Агрегування групових ЕО здійснюється на основі операції комбінування сформованих ЕС $P_j^{(l)} = \{P_i^{(l)} \mid i = \overline{1, f}\}$ та відповідних значень вектору $M_j^{(l)} = \{m_k \mid k = \overline{1, f+1}\}$ для заданої категорії K_l за оцінками всіх експертів. Порядок комбінування ЕС визначається процедурою, наведеною в п. 1.2.

Результатом комбінування, у відповідності до обраного правила комбінування, є вектор $P_{rez}^{(l)} = \{P_{ri}^{(l)} \mid ri = \overline{1, v}\}$, $v \leq 2^{|O_l|} - 1$, що містить результуючі підмножини, сформовані шляхом комбінування відповідних значень $P_j^{(l)}$, ($j = \overline{1, t}$), та вектор $M_{rezj}^{(l)}$, елементами якого є основна маса ймовірності $m_{rez}(P_{ri}^{(l)})$ результуючих підмножин $P_{ri}^{(l)}$ для категорії K_l .

3.3. Формування колективного ранжування аналізованих об'єктів.

Далі у відповідності до п. 1.3 здійснюється формування колективного ранжування аналізованих об'єктів для заданої категорії K_l .

В результаті виконання відповідної процедури буде сформована множина $R_{rez} = \{RK_l \mid l = \overline{1, s}\}$, елементами якої є колективні ранжування аналізованих об'єктів для кожної категорії ТС.

Розглянемо приклад реалізації запропонованої методики. Припустимо, групі експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, t}\}$, $t = 5$ запропоновано провести діагностику ТС 4

станцій теплопостачання м. Миколаєва $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$, $n = 4$, для встановлення категорії їх технічного стану $K = \{K_l | l = \overline{1, s}\}$, та визначити такі, що потребують першочергового ремонту.

Діючі в Україні «Нормативні документи з питань обстежень, паспортизації, безпечної та надійної експлуатації виробничих будівель і споруд» визначають чотири категорії ТС: нормальне, задовільний, не придатне до нормальної експлуатації, аварійне.

На основі отриманого набору кількісних та якісних показників експлуатаційної придатності аналізованих станцій теплопостачання $A = \{A_i | i = \overline{1, 4}\}$, групі експертів запропоновано для кожного $A_i \in A$ встановити категорію ТС $K = \{K_l | l = \overline{1, 4}\}$. В таблиці 6.2 наведені результати експертного опитування (фокальні елементи): виділені експертами підгрупи альтернатив та призначені їм ступені переваги.

Таблиця 6.2 – Профілі ЕП (встановлення КТ для A_i)

E_j	Профілі ЕП γ_j	Альтернативи, A_i							
		A_1		A_2		A_3		A_4	
E_1	$Y_k \subseteq X_1^{(i)}$	K_2	–	K_2	–	K_3	–	K_2	
	$b_k \subseteq B_1^{(i)}$	7	–	4	–	6	–	7	
E_2	$Y_k \subseteq X_2^{(i)}$	K_1	–	K_2	K_3	K_3	–	K_2	
	$b_k \subseteq B_2^{(i)}$	6	–	2	6	7	–	6	
E_3	$Y_k \subseteq X_3^{(i)}$	K_1	K_2	K_2	–	K_2	K_3	K_3	
	$b_k \subseteq B_3^{(i)}$	4	6	6	–	3	5	9	
E_4	$Y_k \subseteq X_4^{(i)}$	K_2	–	K_2	–	K_3	K_4	K_2	
	$b_k \subseteq B_4^{(i)}$	6	–	4	–	6	3	4	
E_5	$Y_k \subseteq X_5^{(i)}$	K_2	–	K_3	–	K_3	–	K_3	
	$b_k \subseteq B_5^{(i)}$	7	–	6	–	5	–	6	

Для розглянутого прикладу була використана шкала порівнянь $1 \div 9$: 1 – рівна важливість; 3 – помірна перевага; 5 – значна перевага; 7 – явна перевага; 9 – абсолютна перевага; значення 2, 4, 6, 8 відповідають проміжним градаціям [134].

Вагові коефіцієнти компетентності можуть бути визначені, наприклад, на основі одного із методів визначених в [8, 79]. Отримані значення відповідно дорівнюють: 0.2, 0.3, 0.25, 0.1, 0.15.

Далі на основі (3.51) визначається значення основної маси ймовірності для кожного сформованого фокального елемента основи аналізу А. Отримані результати наведені в табл. 6.3.

Таблиця 6.3 – Основна маса ймовірності сформованих фокальних елементів

Експерти, E_j	Альтернативи, A_i			
	A_1	A_2	A_3	A_4
E_1	$m_1(K_2) = 0.58$	$m_1(K_2) = 0.44$	$m_1(K_3) = 0.55$	$m_1(K_2) = 0.58$
	$m_1(K) = 0.42$	$m_1(K) = 0.56$	$m_1(K) = 0.45$	$m_1(K) = 0.42$
E_2	$m_2(K_1) = 0.64$	$m_2(K_2) = 0.16$	$m_2(K_3) = 0.67$	$m_2(K_2) = 0.64$
	$m_2(K) = 0.36$	$m_2(K_3) = 0.47$	$m_2(K) = 0.33$	$m_2(K) = 0.36$
	–	$m_2(K) = 0.37$	–	–
E_3	$m_3(K_2) = 0.38$	$m_3(K_2) = 0.6$	$m_3(K_2) = 0.22$	$m_3(K_3) = 0.7$
	$m_3(K_1) = 0.26$	$m_3(K) = 0.4$	$m_3(K_3) = 0.37$	$m_3(K) = 0.3$
	$m_3(K) = 0.36$	–	$m_3(K) = 0.41$	–
E_4	$m_4(K_2) = 0.37$	$m_4(K_2) = 0.29$	$m_4(K_3) = 0.26$	$m_4(K_2) = 0.29$
	$m_4(K) = 0.63$	$m_4(K) = 0.71$	$m_4(K_4) = 0.13$	$m_4(K) = 0.71$
	–	–	$m_4(K) = 0.61$	–
E_5	$m_5(K_2) = 0.51$	$m_5(K_3) = 0.47$	$m_5(K_2) = 0.43$	$m_5(K_2) = 0.47$
	$m_5(K) = 0.49$	$m_5(K) = 0.53$	$m_5(K) = 0.57$	$m_5(K) = 0.53$

Порядок комбінування було встановлено на основі значень метрики (6.1).

Для альтернативи A_1 комбінування отриманих значень основної маси ймовірності проводився в наступному порядку:

1. Комбінування основної маси ймовірності фокальних елементів, сформованих експертами E_1 та E_5 , при $\text{mind}(m_i, m_j) = d(m_1, m_5) = 0.061$.

Результати комбінування:

$$m_{15}(K_2) = 0.794; \quad m_{15}(K) = 0.206.$$

2. Комбінування основної маси ймовірності фокальних елементів, сформованих експертами E_3 та E_4 , при $d(m_3, m_4) = 0.228$.

Результати комбінування:

$$m_{34}(K_1) = 0.2; \quad m_{34}(K_2) = 0.57; \quad m_{34}(K) = 0.23.$$

3. Комбінування основної маси ймовірності $m_{15}(\cdot)$ та $m_{34}(\cdot)$, при $d(m_{15}, m_{34}) = 0.213$.

Результати комбінування:

$$m_{1345}(K_1) = 0.073; \quad m_{1345}(K_2) = 0.879; \quad m_{1345}(K) = 0.048.$$

4. Комбінування основної маси $m_{1345}(\cdot)$ та $m_2(\cdot)$.

Результати комбінування:

$$m_{12345}(K_1) = 0.34; \quad m_{12345}(K_2) = 0.64; \quad m_{12345}(K) = 0.02.$$

Таким чином, отримаємо:

$$X_{\text{rez}}^{(1)} = \{\{K_1\}, \{K_2\}, \{K\}\}; \quad M_{\text{rez}}^{(1)} = \{0.34, 0.64, 0.02\}.$$

Як видно з вище наведених розрахунків найбільше значення основної маси ймовірності було отримано для КТ K_2 , і як наслідок альтернатива A_1 відповідає категорії ТС K_2 (задовільний стан). В аналогічний спосіб було проведені розрахунки для всіх альтернатив:

$$X_{\text{rez}}^{(2)} = \{\{K_2\}, \{K_3\}, \{K\}\}; \quad M_{\text{rez}}^{(2)} = \{0.6, 0.37, 0.03\};$$

$$X_{\text{rez}}^{(3)} = \{\{K_2\}, \{K_3\}, \{K_4\}, \{K\}\}; \quad M_{\text{rez}}^{(3)} = \{0.20, 0.77, 0.01, 0.02\};$$

$$X_{\text{rez}}^{(4)} = \{\{K_2\}, \{K_3\}, \{K\}\}; \quad M_{\text{rez}}^{(4)} = \{0.66, 0.32, 0.02\}.$$

За результатами проведених розрахунків можна зробити наступні висновки: до категорії ТС K_2 були віднесені об'єкти A_1, A_2, A_4 ; об'єкт A_3 було віднесено до категорії ТС K_3 .

Розглянемо задачу ранжирування відповідних об'єктів (станцій теплопостачання) в рамках категорії K_2 для вибору такого об'єкту (об'єктів), які потребують першочергового проведення ремонтних робіт.

В рамках заданої категорії групи експертів запропоновано оцінити ряд об'єктів, що належать даній категорії. Така процедура може бути проведена для ранжирування об'єктів, що належать всім категоріям ТС.

Ступені переваги виділених експертами груп альтернатив за шкалою $1 \div 9$ наведені в таблиці 6.4.

Таблиця 6.4 – Профілі ЕП (ранжування об'єктів в рамках заданої КТС)

Експерти, E_j	Профілі ЕП	Експертні свідчення		
E_1	$P_i^{(2)} \subseteq P_1^{(2)}$	$\{A_1\}$	$\{A_2, A_4\}$	–
	$\omega_i^{(2)} \subseteq \Omega_1^{(2)}$	7	3	–
E_2	$P_i^{(2)} \subseteq P_2^{(2)}$	$\{A_1\}$	$\{A_2\}$	$\{A_4\}$
	$\omega_i^{(2)} \subseteq \Omega_2^{(2)}$	5	4	7
E_3	$P_i^{(2)} \subseteq P_3^{(2)}$	$\{A_1, A_2\}$	$\{A_4\}$	–
	$\omega_i^{(2)} \subseteq \Omega_3^{(2)}$	7	5	–
E_4	$P_i^{(2)} \subseteq P_4^{(2)}$	$\{A_1\}$	$\{A_4\}$	–
	$\omega_i^{(2)} \subseteq \Omega_4^{(2)}$	5	7	–
E_5	$P_i^{(2)} \subseteq P_5^{(2)}$	$\{A_2, A_4\}$	–	–
	$\omega_i^{(2)} \subseteq \Omega_5^{(2)}$	6	–	–

Визначимо основну масу ймовірності кожної виділеної групи свідочств за (3.51):

Експерт E_1 :

$$m_1(A_1) = 0.41; \quad m_1(A_2, A_4) = 0.18; \quad m_1(A) = 0.41.$$

Експерт E_2 :

$$m_2(A_1) = 0.23; \quad m_2(A_2) = 0.18; \quad m_2(A_4) = 0.32; \quad m_2(A) = 0.27.$$

Експерт E_3 :

$$m_3(A_1, A_2) = 0.4; \quad m_3(A_4) = 0.28; \quad m_3(A) = 0.32.$$

Експерт E_4 :

$$m_4(A_1) = 0.19; \quad m_4(A_4) = 0.27; \quad m_4(A) = 0.54.$$

Експерт E_5 :

$$m_5(A_2, A_4) = 0.47; \quad m_5(A) = 0.53.$$

Значення метрики (6.1):

$$\begin{aligned} d(m_1, m_2) &= 0.258; & d(m_1, m_3) &= 0.288; & d(m_1, m_4) &= 0.218; \\ d(m_1, m_5) &= 0.374; & d(m_2, m_3) &= 0.220; & d(m_2, m_4) &= 0.174; \\ d(m_2, m_5) &= 0.373; & d(m_3, m_4) &= 0.197; & d(m_3, m_5) &= 0.337; \\ d(m_4, m_5) &= 0.316. \end{aligned}$$

Найменше значення метрика (6.1) досягає для свідочств експертів 2 та 4. Відповідно, першими комбінуються групи свідочств $m_2(\cdot)$ та $m_4(\cdot)$.

Порядок комбінювання ЕС:

1. $m_{24} = m_2 \oplus m_4; \quad d(m_2, m_4) = 0.174;$
2. $m_{13} = m_1 \oplus m_3; \quad d(m_1, m_3) = 0.288;$
3. $m_{1234} = m_{13} \oplus m_{24}; \quad d(m_{13}, m_{24}) = 0.197;$
4. $m_{12345} = m_{1234} \oplus m_5;$

де \oplus – правило комбінювання ЕС.

Результуючі значення основної маси ймовірності:

$$\begin{aligned} m_{\text{rez}}(A_1) &= 0.32; & m_{\text{rez}}(A_2) &= 0.117; & m_{\text{rez}}(A_4) &= 0.41; \\ m_{\text{rez}}(A_1, A_2) &= 0.023; & m_{\text{rez}}(A_2, A_4) &= 0.12; & m_{\text{rez}}(A) &= 0.01. \end{aligned}$$

На основі отриманих значень основної маси ймовірності визначаються значення функцій (1.4) та (1.5) для аналізованих альтернатив:

$$A_1 : \begin{cases} Bel(\{A_1\}) = m_{12345}(\{A_1\}) = 0.32; \\ Pl(\{A_1\}) = m_{12345}(\{A_1\}) + m_{12345}(\{A_1, A_2\}) + m_{12345}(\{A\}) = 0.353. \end{cases}$$

$$A_2 : \begin{cases} Bel(\{A_2\}) = m_{12345}(\{A_2\}) = 0.117; \\ Pl(\{A_2\}) = m_{12345}(\{A_2\}) + m_{12345}(\{A_1, A_2\}) + m_{12345}(\{A_2, A_4\}) + m_{12345}(\{A\}) = 0.27. \end{cases}$$

$$A_4 : \begin{cases} Bel(\{A_4\}) = m_{12345}(\{A_4\}) = 0.41; \\ Pl(\{A_4\}) = m_{12345}(\{A_4\}) + m_{12345}(\{A_2, A_4\}) + m_{12345}(\{A\}) = 0.54. \end{cases}$$

Максимальний ступінь підтримки виражений A_1 становить 0.353; максимальний ступінь підтримки виражений A_2 становить 0.27; максимальний ступінь підтримки виражений A_4 становить 0.54.

З наведених результатів видно, що отримані інтервали довіри не перекриваються і можна однозначно сказати, що найбільші значення функції довіри і правдоподібності отримує вибір A_4 , без використання коефіцієнту (6.2).

За результатами аналізу отримаємо ранжування альтернатив виду: $A_4 \succ A_1 \succ A_2$. Таким чином, можна зробити висновок про те, що серед розглянутих об'єктів в рамках категорії ТС K_2 об'єкт A_4 першочергово потребує реконструкції або проведення ремонтних робіт.

6.2 Інформаційна технологія статистичної обробки результатів поліметричних вимірювань

Одним з перспективних шляхів подальшого розвитку вимірювально-інформаційних систем є розробка методів і засобів, що дозволяють значно розширити функціональні можливості чутливих елементів шляхом їх «поліметризації», тобто забезпечення можливості одночасного вимірювання ряду фізичних величин одним вимірювальним перетворювачем (каналом) [126].

В ідеальному випадку такий чутливий елемент повинен мати можливість одночасно оцінювати механічні, фізичні, хімічні та ін. величини, комплексно відображають стан контролюваного об'єкта. Методом, що реалізовує такі вимірювання, є метод імпульсної поліметрії, що представляє подальший розвиток імпульсної рефлектометрії. Складовими цього методу є, по-перше, фізичний спосіб впливу на досліджуване рідке середовище і отримання даних про його властивості, а по-друге, спосіб обробки вимірювальних даних з метою

забезпечення достовірності та точності визначених параметрів. Ідея методу полягає в наступному: короткий малопотужний зондуєчий імпульс (тривалістю 10^{-12} , 10^{-9} сек., з амплітудою 1 вольт) надсилається до контрольованого середовища за допомогою контактної датчика, чутливого елемента, що представляє довгу лінію.

Електромагнітний імпульс поширюється уздовж чутливого елемента датчика, частково відбиваючись від кожної границі розділу середовищ (повітря-вуглеводневе паливо, паливо-вода і т.п.). При цьому реакція середовища на зондуєчий імпульс у вигляді відбитих імпульсів, несе в собі інформацію про його електрофізичні параметри. Поліметричним сигналом в даному випадку є сукупність зондуєчого, відбитого імпульсів, та імпульсу, що пройшов через контрольоване рідке середовище.

Загальний вигляд поліметричного сигналу наведений на рис. 6.3.

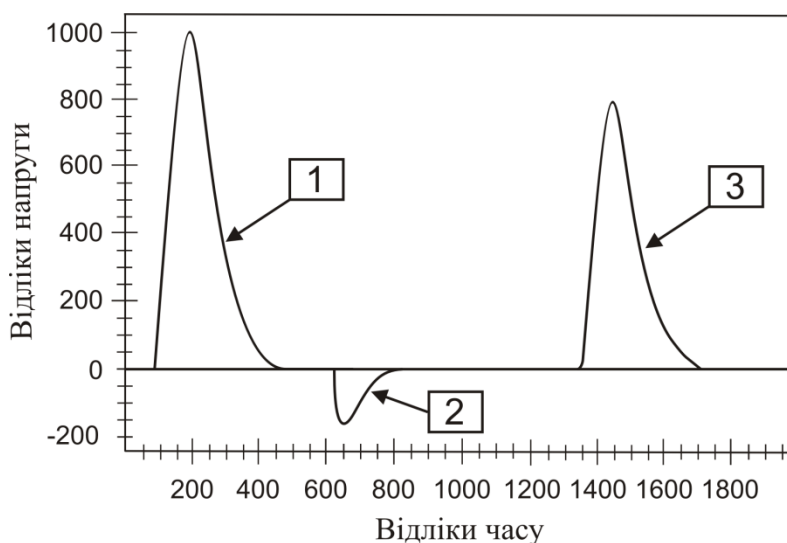


Рисунок 6.3 – Поліметричний сигнал [8]:

1 – зондуєчий імпульс; 2 – імпульс, що відбитий від розділу середовищ повітря-рідке середовище; 3 – імпульс, що пройшов через контрольоване середовище і відбитий від кінця датчика

Час затримки відбитого від розділу середовищ імпульсу відносно зондуєчого імпульсу визначає безпосередньо кількісні характеристики палива – рівень (обсяг). Електродинамічні параметри (частотні характеристики комплексної діелектричної проникності), розраховані за формою зондуєчого,

відбитого імпульсів, та імпульсу, що пройшов через контрольоване рідке середовище, будуть містити інформацію про якісні характеристики досліджуваного палива: щільність, хімічний склад, детонаційну стійкість, та ін.

При проведенні експериментальних досліджень впливу характеристик рідких середовищ на поліметричний сигнал [8] вимірюється наступна сукупність параметрів (рис. 6.4):

1. затримка між зондуємим і відбитим від границі розділу середовищ імпульсами – t_0 ;
2. затримка між відбитим від границі розділу середовищ і відбитим від кінця двохпровідної лінії імпульсами – t_1 ;
3. амплітуда, відбитого від границі розділу середовищ, імпульсу – A_S ;
4. амплітуда, відбитого від кінця двохпровідної лінії, імпульсу – A_E ;
5. значення відліку реальної та уявної частин спектра на різних частотах.

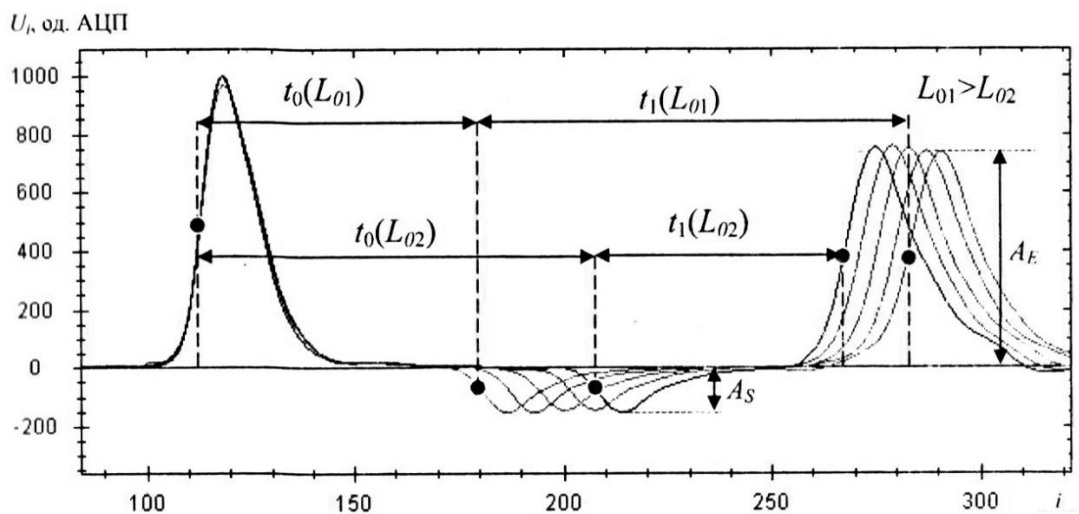


Рисунок 6.4 – Вимірювальні параметри поліметричного сигналу [8]

Для кожного з перерахованих параметрів знімається декілька реалізацій поліметричного сигналу, які піддаються статистичній обробці з метою виявлення і видалення грубих промахів вимірювань (викидів). При цьому у [8] зазначається, що випадкові відхилення оцінок амплітуд і часових затримок розподілені за наближеним до нормального законом розподілу, і для обробки результатів вимірювань може бути застосована стандартна методика.

Вказане допущення про близькість розподілу даних до нормального закону є необґрунтованим, і ставить під питання можливість застосування стандартного підходу обробки даних, одержуваних при поліметричних вимірюваннях.

В роботі запропонована методика синтезу ІТ виявлення аномальних спостережень результатів вимірювань, та пошуку узагальнених оцінок, рис. 6.5.

Припустимо, задана сукупність вимірюваних за деяким параметром значень $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Задача полягає у виявленні та виключенні з подальшого аналізу сумнівних результатів вимірювань (грубих промахів вимірювань; аномальних значень; значень, що різко виділяються).

Розглянемо етапи методики виявлення та виключення аномальних значень.

Етап 1. Формування рівнів усічення варіаційного ряду X^* виду $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(i)} \leq \dots \leq x_{(n)}$, сформованого на основі сукупності вимірювальних даних X .

1.1. Перевірка значень варіаційного ряду X^* на симетричність розподілу.

1.2. Оцінювання довжини «хвостів» розподілу.

1.3. Вибір групи робастних оцінок на основі порядкових статистик

$Est = \{Es_{sym}, Es_{asym}\}$, наприклад на основі оцінки (3.34):

$$Est = \begin{cases} Es_{sym}, & (HeQ_1 < 0.7) \vee (HeQ_1 > 1.4); \\ Es_{asym}, & 0.7 \leq HeQ_1 \leq 1.4; \end{cases} \quad (6.4)$$

де Es_{sym} – група оцінок на основі симетричного усічення; Es_{asym} – група оцінок на основі несиметричного усічення.

1.4. Вибір оцінки $T_j(\alpha)$ в межах обраної групи Est , $T_j(\alpha) \in Est$, такої, що $\min_j (e_{T_j(\alpha)})$ або $\min_j (e_{T_j(\alpha_L, \alpha_U)})$, $j = \overline{1, k}$, де $e_{T_j(\alpha)}$ – стандартна похибка усіченого середнього ($e_{T_j(\alpha_L, \alpha_U)}$ – для випадку несиметричного усічення).

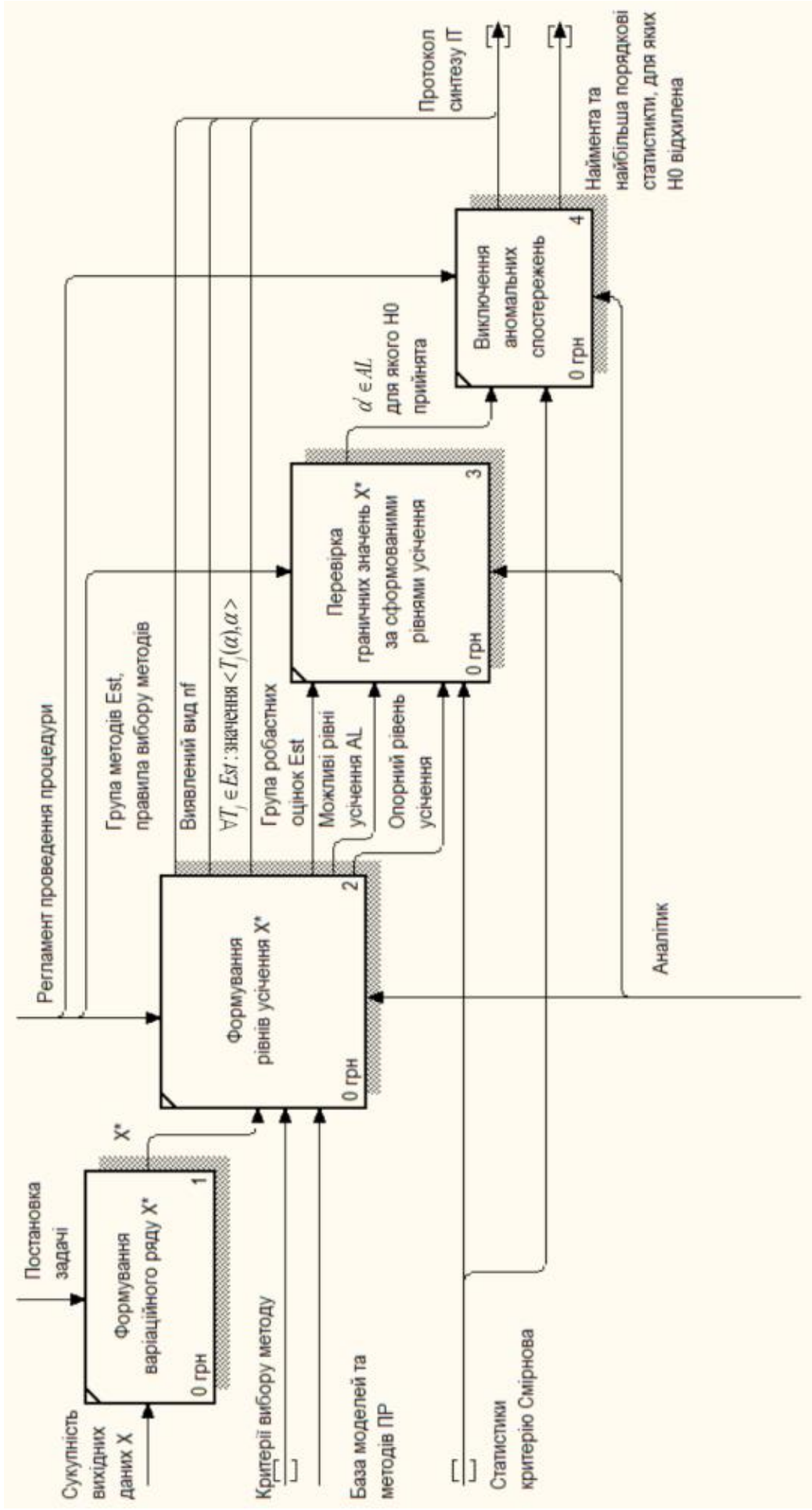


Рисунок 6.5 – Функціональна модель процесу синтезу ІТ виявлення анормальних спостережень результатів вимірювань, та пошуку узагальнених оцінок

Встановлення рівнів усічення α (у випадку симетричного усічення), або α_L та α_U (у випадку несиметричного усічення).

1.5. Формування можливих рівнів усічення:

- для оцінок симетричного усічення

$$Es_{sym}: Al = \{\alpha_t | t = \overline{1, z}\}, \alpha_t > \alpha, \forall T(\alpha) \in Est;$$

- для оцінок несиметричного усічення

$$Es_{asym}: Al_L = \{\alpha'_L | t = \overline{1, z_1}\}, \alpha'_L > \alpha_L, \forall T(\alpha_L, \alpha_U) \in Est;$$

$$Al_U = \{\alpha^s_U | s = \overline{1, z_2}\}, \alpha^s_U > \alpha_U.$$

Значення впорядковуються за зростанням.

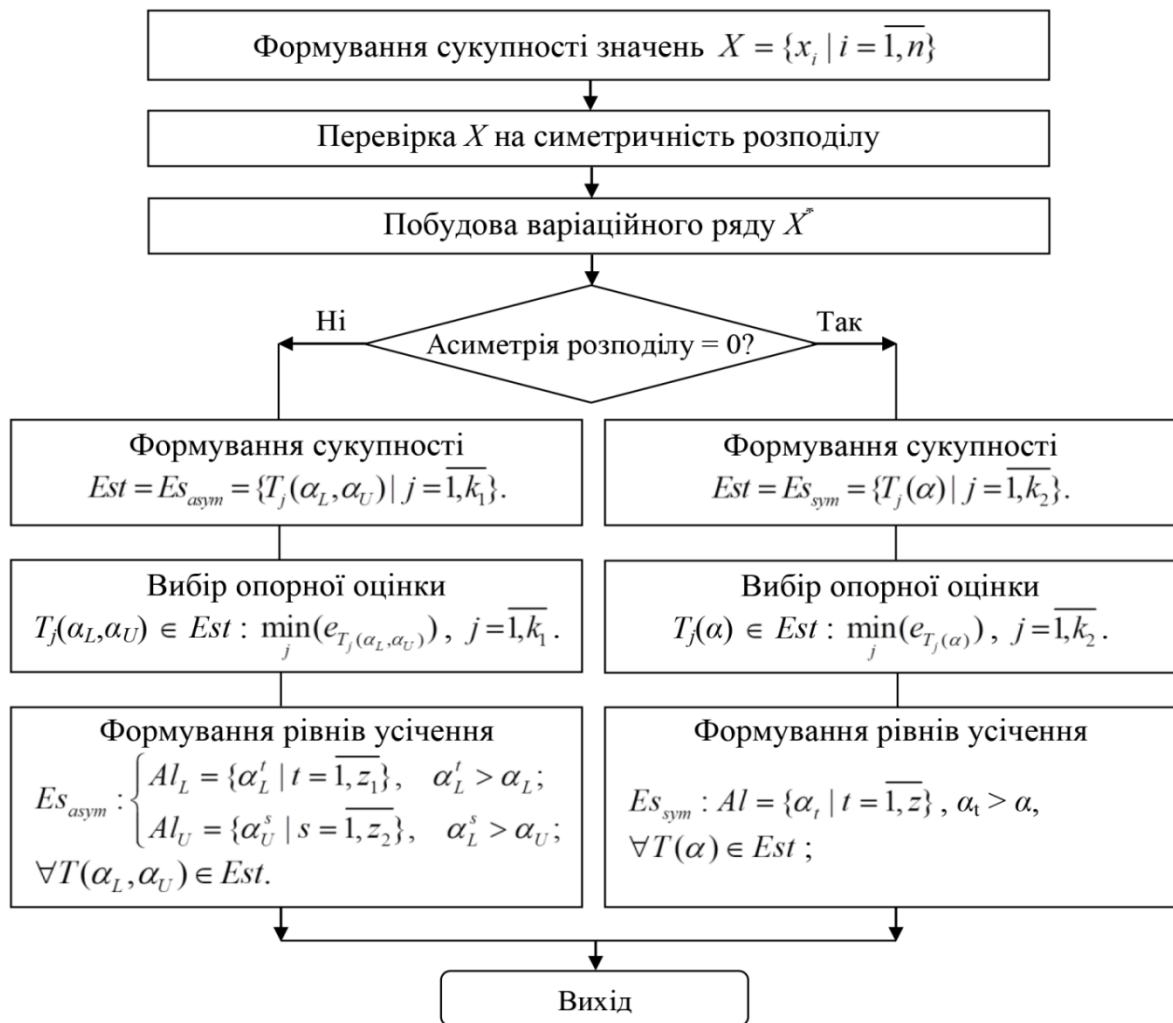


Рисунок 6.6 – Алгоритм формування рівнів усічення групи оцінок Est

Етап 2. Перевірка граничних елементів $x_{(g)}$, $x_{(n-g+1)}$, $g = [\alpha n]$ (симетричне усічення) або $x_{(g_1)}$, $x_{(n-g_2+1)}$, $g_1 = [\alpha_L n]$, $g_2 = [\alpha_U n]$ (не симетричне усічення) варіаційного ряду X^* на аномальність.

2.1 Формулювання нульової та альтернативної гіпотези:

2.1.1 Обрана група оцінок E_{sym}

H_0 : граничне спостереження ($x_{(g)}$ або $x_{(n-g+1)}$) належить до тієї ж самої генеральної сукупності, що і решта ($q = n - 2g - 1$) центральних значень варіаційного ряду.

H_1 : граничне спостереження ($x_{(g)}$ або $x_{(n-g+1)}$) визначається грубими помилками вимірювань та є аномальним значенням.

2.1.2 Обрана група оцінок E_{asym}

H_0 : граничне спостереження ($x_{(g_1)}$ або $x_{(n-g_2+1)}$) належить до тієї ж самої генеральної сукупності, що і решта ($q = n - g_1 - g_2 - 1$) центральних значень варіаційного ряду.

H_1 : граничне спостереження ($x_{(g_1)}$ або $x_{(n-g_2+1)}$) визначається грубими помилками вимірювань та є аномальним значенням.

ЯКЩО ($u_{(g_1)} \leq u_\alpha$), або ($u_{(n-g_2+1)} \leq u_\alpha$), **ТО** H_0 приймається. (6.5)

де $u_{(i)}$ – статистика критерію Смірнова; u_α , – критичне значення критерію Смірнова.

Елементи $x_{(g)}$ та $x_{(n-g+1)}$ перевіряються по черзі.

Етап 3. Виключення аномальних спостережень, рис. 6.8-6.9.

3.1 ЯКЩО приймається H_0 :

3.1.1 для елемента $x_{(n-g+1)}$ (або $x_{(n-g_2+1)}$ відповідно), **ТО** перевіряється наступний старший член варіаційного ряду, доки не зустрінеться елемент $x_{(s)}$, для якого H_0 буде відхилена, тоді група старших членів варіаційного ряду $x_{(s)} \leq \dots \leq x_{(n)}$ вважається аномальними значеннями.

3.1.2 для елемента $x_{(g)}$ (або $x_{(g_1)}$ відповідно), **ТО** перевіряється попередній молодший член варіаційного ряду, доки не зустрінеться елемент $x_{(s)}$, для якого

H_0 буде відхилена, тоді група молодших старших членів варіаційного ряду $x_{(1)} \leq \dots \leq x_{(s)}$ вважається аномальними значеннями.

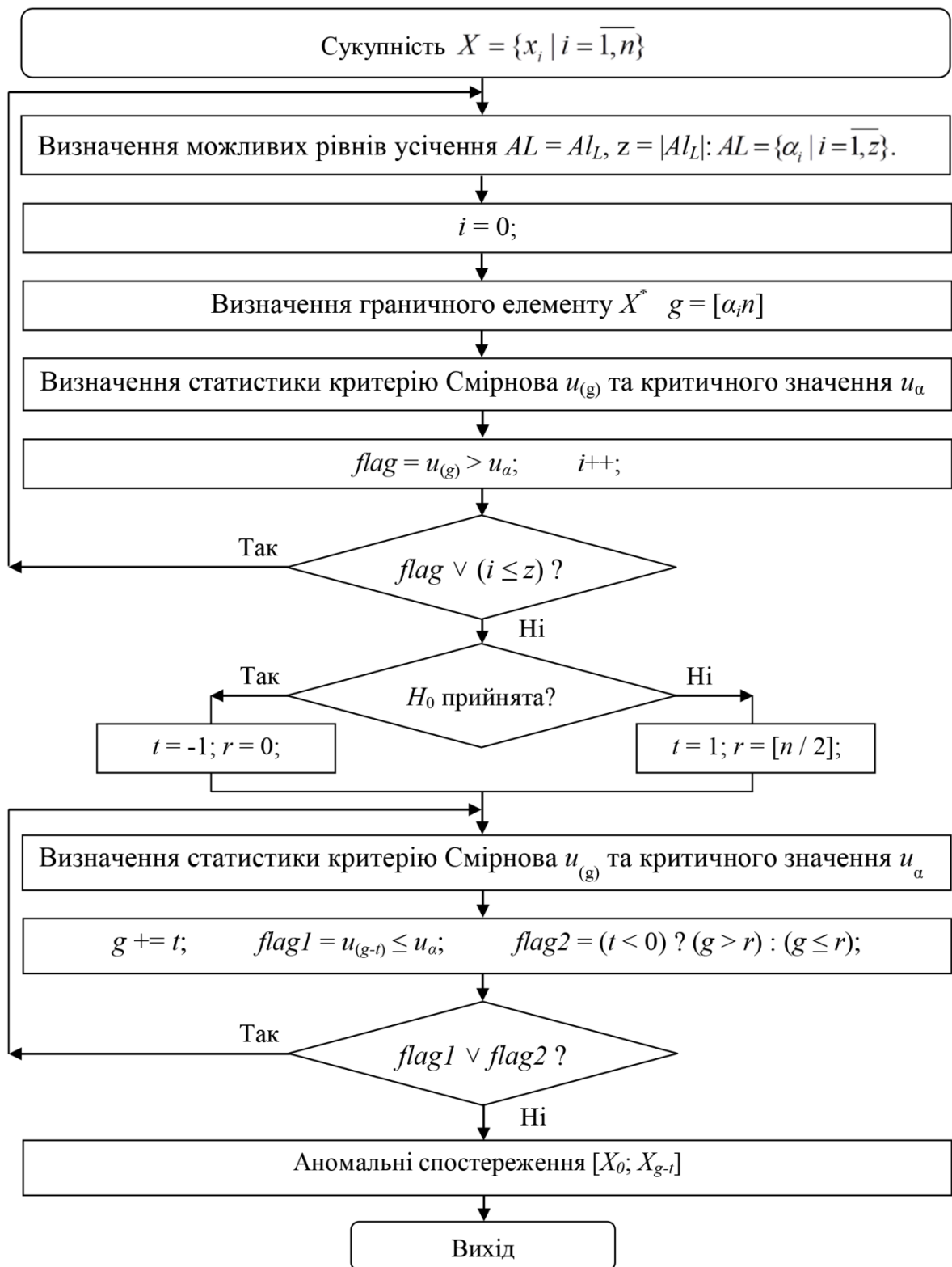


Рисунок 6.7 – Алгоритм ідентифікації аномальних спостережень в зоні молодших порядкових статистик (група оцінок $Est = Es_{asym}$)

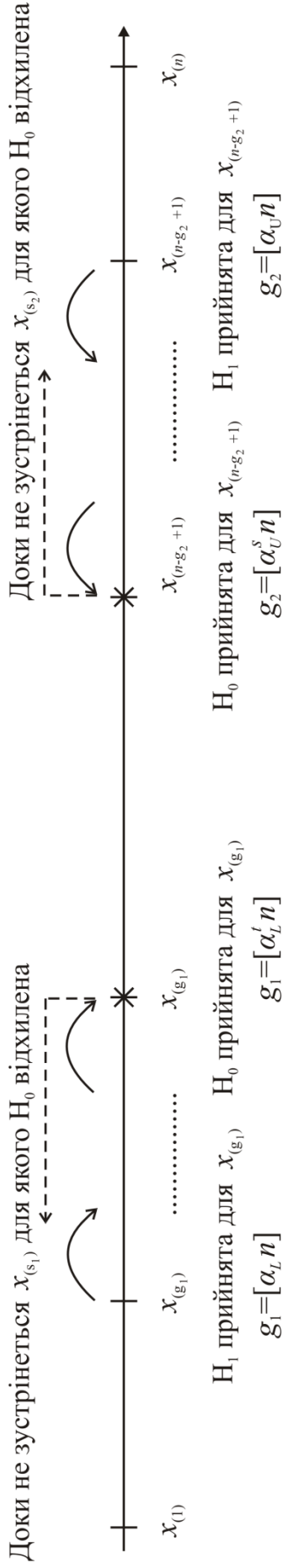


Рисунок 6.8 – Процедура вибору початкових рівнів усічення на прикладі несиметричного усічення

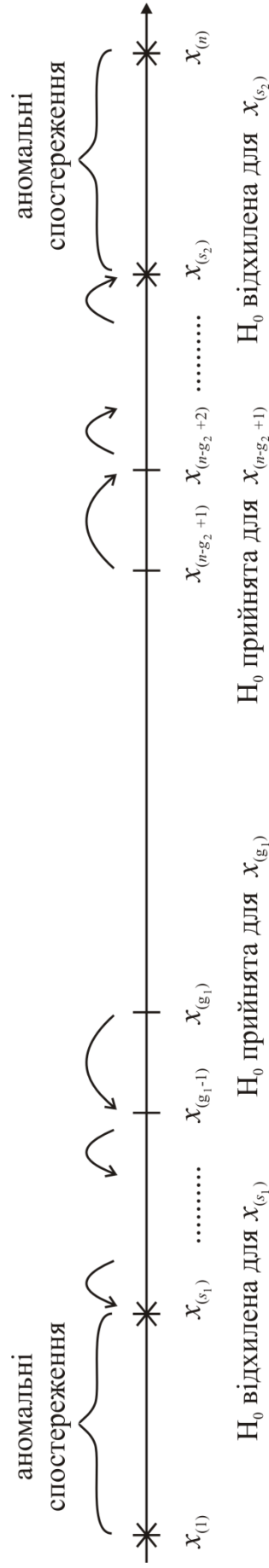


Рисунок 6.9 – Процедура визначення аномальних спостережень на прикладі несиметричного усічення

3.2. ЯКЩО приймається H_1 :

3.2.1 для елемента $x_{(n-g+1)}$ (або $x_{(n-g_2+1)}$ відповідно), ТО послідовно обираються рівні усічення $\alpha_t \in Al$ (або $\alpha_U^s \in Al_U$ відповідно). Повтор процедури п. 2.1-3.2.

3.2.2 для елемента $x_{(g)}$ (або $x_{(g_1)}$ відповідно), ТО послідовно обираються рівні усічення $\alpha_t \in Al$ (або $\alpha_L^t \in Al_L$ відповідно). Повтор процедури п. 2.1-3.2.

Розглянемо приклад реалізації запропонованої методики. Для моделювання сукупності вимірювальних даних була побудована математико-статистична модель незалежних спостережень з гаусовим розподілом $X = \{x_i | i = \overline{1, n}\}$, обсягом $n = 500$ значень. Побудована модель являє собою двохкомпонентну симетричну ($m_0 = m_1$) суміш розподілів (Тьюкі-Хьюбера) виду (3.10) з параметрами:

- основного розподілу Гауса $F_0(x, m_0, \sigma_0^2)$ виду (3.4), де $m_0 = 0$, $\sigma_0 = 0.7$;
- забруднюючого розподілу Гауса $F_1(x, m_1, \sigma_1^2)$ виду (3.4), де $m_1 = 0$, $\sigma_1 = 1.2$;
- частка забруднюючих значень ϵ : 25%.

Перевірка на симетричність побудованої моделі здійснювалась на основі оцінки HeQ_1 (3.34). За результатами такої перевірки була обрана група оцінок на основі симетричного усічення $Est = Es_{sym}$ [259-261, 263-264, 390-393]. Результати аналізу групи оцінок Est наведені в таблиці 6.5.

За результатами таблиці 6.5 видно, що $\min_j(e_{T_j(\alpha)})$ відповідає оцінці NH_1 , ($\alpha = 12.5\%$), відповідно було сформовано $Al = \{0.15; 0.1875; 0.2; 0.25\}$, $\alpha_t > \alpha, \forall T(\alpha) \in Est$.

За результатами перевірки граничних значень $x_{(g)}, x_{(n-g+1)}$, при $\alpha = 12.5\%$ (оцінка NH_1) за критерієм Смірнова (рівень значущості 0.05) H_0 була прийнята (граничні спостереження належать до тієї ж самої генеральної сукупності, що і решта центральних значень варіаційного ряду).

Таким чином, було сформовано дві області $[X^*_{1}; X^*_{62}]$ та $[X^*_{439}; X^*_{500}]$ для перевірки граничних значень на аномальність за критерієм Смірнова (рівень значущості 0.05) за схемою наведеною на рис. 6.8.

Таблиця 6.5 – Аналіз групи оцінок *Est*

№, <i>j</i>	Назва оцінки	$T_j(\alpha)$	α , %	$e_{T_j(\alpha)}$	Аналізована сукупність даних
1	NH ₁	-0.0109	12.5	0.0353	$[X^*_{63}; X^*_{438}]$
2	NH ₂	-0.0126	18.75	0.03537	$[X^*_{94}; X^*_{407}]$
3	HGP	-0.0078	25	0.0380	$[X^*_{126}; X^*_{375}]$
4	HG ₁	0.0018	0	0.0369	$[X^*_1; X^*_{500}]$
5	HG ₂	-0.0078	25	0.0380	$[X^*_{126}; X^*_{375}]$
6	PAR	-0.0078	25	0.0380	$[X^*_{126}; X^*_{375}]$
7	PR ₁	-0.0116	20	0.0355	$[X^*_{101}; X^*_{400}]$
8	PR ₂	0.0018	0	0.0369	$[X^*_1; X^*_{500}]$
9	A ₀	-0.0081	15	0.03538	$[X^*_{76}; X^*_{425}]$
10	A ₁	-0.0081	15	0.03538	$[X^*_{76}; X^*_{425}]$
11	A ₂	-0.0122	15	0.03538	$[X^*_{76}; X^*_{425}]$
12	A ₃	-0.0116	20	0.0355	$[X^*_{101}; X^*_{400}]$

За результатами перевірки отримано 2 зони аномальних спостережень: $[X^*_1; X^*_{15}]$ та $[X^*_{484}; X^*_{500}]$.

6.3 Інформаційна технологія вибору оптимальної організаційної структури підприємства

До числа найважливіших задач управління організаційними структурами (ОС) відносяться тісно взаємопов'язані задачі управління їх структурою і складом [18]. Такі задачі зводяться, як правило, до пошуку і формування оптимальних ієрархій управління. Вибір оптимальної ієрархії H_{opt} , з деякої множини ієрархій Ω такої, що $H_{opt} \in \Omega$, проводиться

відповідно до визначеного набору критеріїв, (наприклад, витрати на утримання співробітників організації).

Тоді оптимальної ієрархією буде та, яка відповідає умові:

$$H_{opt} \in \underset{H \in \Omega}{\text{Arg min}} C(H), \quad (6.5)$$

де C – витрати.

В роботі [18] стверджується, що для будь-якої ієрархії $H_1 \in \Omega$ знайдеться ієрархія $H_2 \in \Omega$, витрати якої не перевищують витрати на утримання ієрархії H_1 , тобто $C(H_2) \leq C(H_1)$, і яка задовольняє умовам:

1. Відсутність дублювання, при якому два менеджера керують однією і тією ж групою виконавців.
2. Наявність тільки одного менеджера (топ-менеджера), який не має начальників, і тільки йому підпорядковані всі інші менеджери і виконавці ієрархії.
3. Підтримується, так звана, «нормальна» форма функціонування організації: менеджер M_0 безпосередньо не керує підлеглими менеджера M_1 , який йому підпорядкований.

Пошук оптимальних структур управління здійснюється перебором множини допустимих ієрархій, що є досить складною задачею, і вимагає великих обчислювальних ресурсів. Проблема оптимізації ієрархічних ОС в значній мірі може бути вирішена за допомогою використання графодинамічних методів моделювання [50, 54, 73, 78, 313]. В основі теорії графодинамічних систем [2, 6] лежить комплекс операцій, що дозволяють отримувати послідовність ієрархічних графів. На рис. 6.10. наведено приклад графічного представлення графодинамічного моделювання норм керованості ієрархічними структурами. Норма керованості r характеризує максимальну кількість безпосередніх підлеглих, якими керує один менеджер в межах $1 \leq r \leq n$ (n – кількість елементів структури) [1]. При цьому кількість

згенерованих таким чином структур m може бути досить велика, наприклад $m > 10$. Що може створювати труднощі з їх ранжуванням за перевагою.

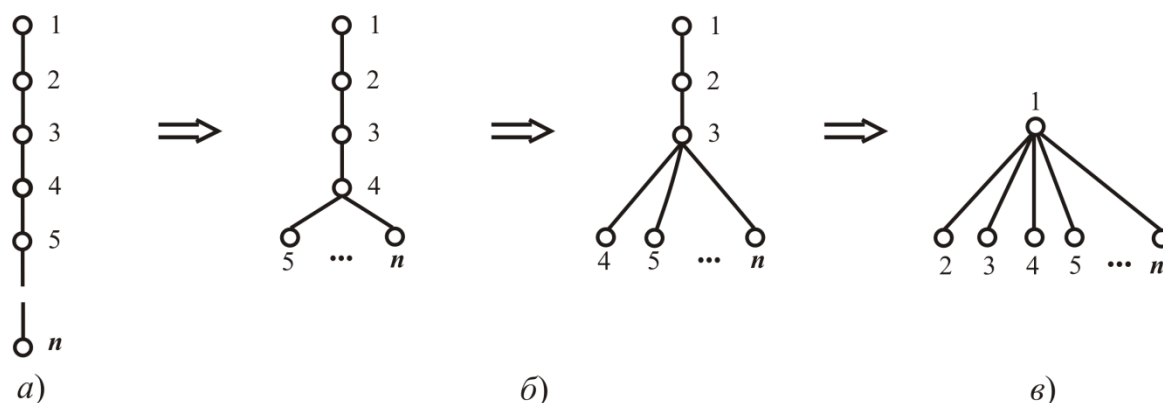


Рисунок 6.10 – Графічне представлення графодинамічного моделювання норм керованості ієрархічними структурами:

а) граф-ланцюжок (r -min); б) проміжні ієрархії; в) граф-віяло (r -max).

В даний час сформувався досить великий клас методів багатокритеріального вибору, наприклад, експертне оцінювання (метод нарахування балів, метод аналізу ієрархій, метод ELECTRE, та ін.), які використовуються, як правило, на початковій стадії аналізу, та різні методи імітаційного моделювання для прийняття остаточного рішення.

Слід зазначити, що вищезазначені методи першої групи не враховують основний принцип Еджворта Парето, відповідно до якого краще рішення слід обирати серед Парето-оптимальних рішень [110]. Разом з тим, досить часто множина Парето може складатися з цілого ряду рішень-альтернатив, що ускладнює вибір одного оптимального рішення і приводить до задачі звуження (стиснення) такої множини. В даний час до вирішення такої задачі запропоновано ряд підходів [110, 111, 125, та ін.], серед яких найбільш розвинена теорія важливості критеріїв [125] і аксіоматичний підхід, в рамках якого сформульовано ряд аксіом, що накладають певні вимоги на стиль поведінки ОПР в плані його переваг в процесі вибору альтернативних рішень. В цілому, обидва підходи можуть бути реалізовані за умови

отримання додаткової інформації («квантів» інформації) кількісного або якісного характеру щодо критеріїв або переваг ОНР. Більшість з існуючих методів, спрямованих на звуження множини Парето, на думку автора роботи [111], не можна визнати строго обґрунтованими, так як вони базуються на тих чи інших суб'єктивних евристичних міркуваннях і / або використовують інформацію, яку вкрай важко виявити у ОНР. Це відкриває шлях до пошуку додаткових підходів до вирішення задачі пошуку оптимальних рішень на сформованій множині Парето.

В роботі запропонована методика синтезу ІТ якісного моделювання задачі вибору оптимальної ОС, в основі якого лежить комплексне використання методів побудови множини Парето та теорії свідочств [304, 315], рис. 6.11.

Припустимо, на основі методу графодинамічного моделювання було синтезовано ряд варіантів ОС підприємства в цілому, або його окремих підрозділів $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$. Необхідно встановити варіант(и) найбільш оптимальних ОС.

Розглянемо основні етапи методики вибору оптимальної ОС підприємства, рис. 6.12.

Етап 1. Звуження множини допустимих варіантів ОС на основі комплексу техніко-економічних показників організації.

Виділимо комплекс показників (виробничі, економічні, організаційно-технічні параметри), що визначають стан підприємства, $K = \{K_j \mid j = \overline{1, m}\}$, де $K_j = \{k_l^{(j)} \mid l = \overline{1, t}\}$ – комплексний показник, кожний елемент якого $k_l^{(j)}$ являє собою деякий вимірюваний показник діяльності підприємства.

На основі значень $k_l^{(j)}$ в межах кожного комплексного показника K_j вирішується задача вибору оптимального варіанту ОС (або декілька варіантів, якщо встановлено діапазон допустимих значень відповідного показника $k_l^{(j)}$).

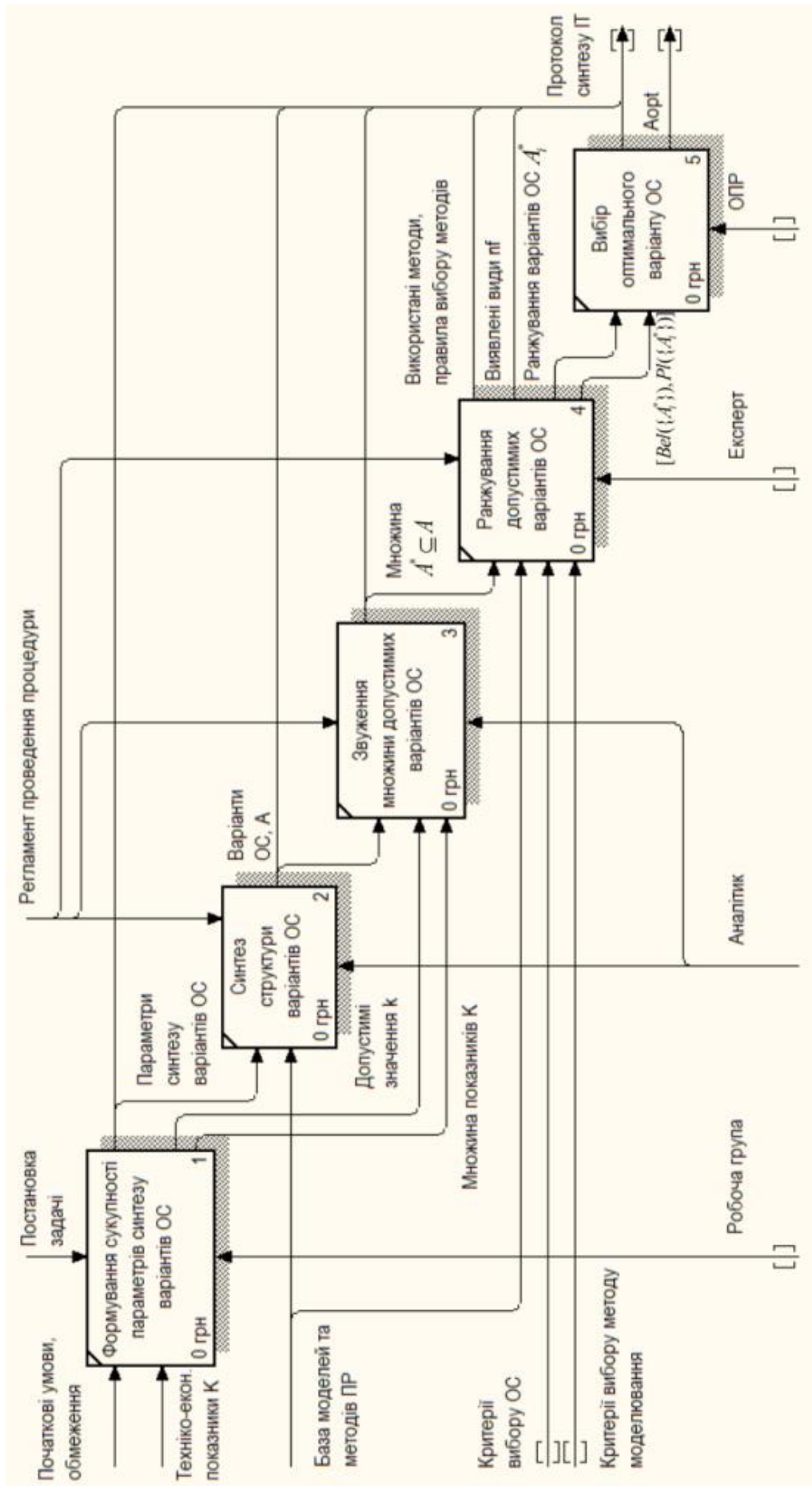


Рисунок 6.11 – Функціональна модель процесу синтезу ІТ вибору оптимальної ОС підприємства

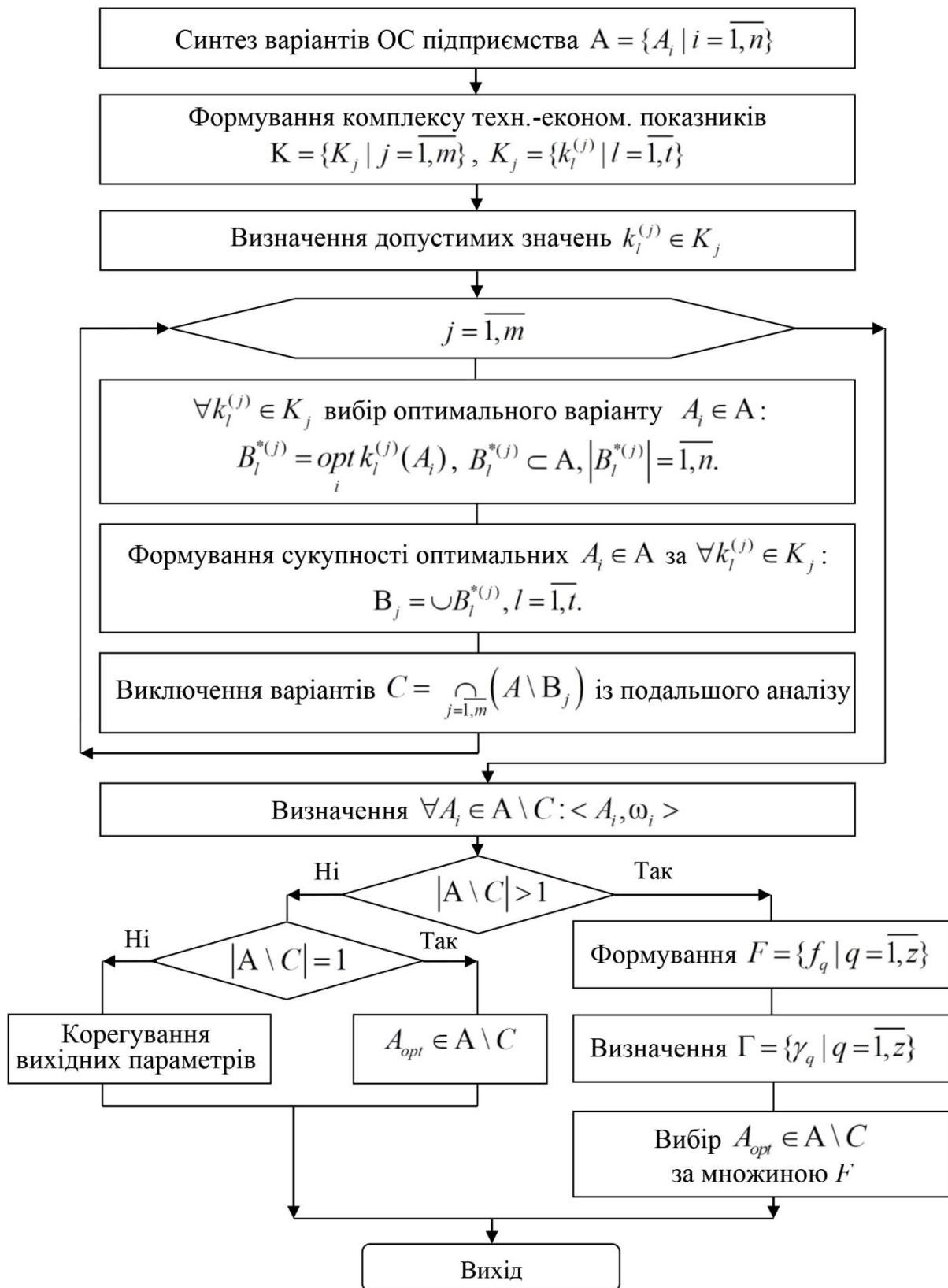


Рисунок 6.12 – Алгоритм вибору оптимальної ОС підприємства

Тоді, $\forall K_j \in K: B_j = \cup B_l^{*(j)}, l = \overline{1, t}; B_l^{*(j)} = \underset{i}{opt} k_l^{(j)}(A_i), B_l^{*(j)} \subset A, |B_l^{*(j)}| = \overline{1, n}$.

Варіанти реструктуризації $C = \bigcap_{j=1,m} (A \setminus B_j)$ виключаються із подальшого аналізу. Формуємо $\forall A_i \in A \setminus C : \langle A_i, \omega_i \rangle$, де ω_i – кількість показників $k_i^{(j)}$, для яких A_i є оптимумом.

Якщо $|A \setminus C| > 1$, то формується набір додаткових критеріїв аналізу для експертного оцінювання варіантів ОС.

Якщо $|A \setminus C| = 0$, то рекомендовано внести зміни до:

1. множини критеріїв оцінки ОС;
2. діапазону допустимих значень $k_i^{(j)}$ при аналізі варіанта A_i ;
3. параметрів синтезу варіантів A_i .

Етап 2. Вибір оптимальних варіантів ОС на основі методів експертного оцінювання.

Припустимо, задана множина ОС $X = A \setminus C = \{X_i | i = \overline{1, p}\}$, $p = |A \setminus C|$, кожен елемент якої оцінюється сукупність локальних критеріїв f_1, f_2, \dots, f_z , з деякими заданими коефіцієнтами відносної важливості $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_z$

Тоді $F = \{f_q\}$, $q = \overline{1, z}$ являє собою інтегральний критерій; $\Gamma = \{\gamma_q\}$, $q = \overline{1, z}$ – вектор важливості критеріїв $\{f_q\}$, $q = \overline{1, z}$.

Задача полягає у виборі оптимального рішення X^* :

$$x^* = \underset{x \in X}{opt}[F(x), \Gamma], \quad (6.6)$$

де opt – деякий оператор оптимізації.

Процедура вибору оптимального варіанта ОС за оптимумом по Парето:

2.1. Виділення множини Парето-оптимальних рішень $P_f(X)$:

$$P_f(X) = \left\{ x^* \in X \mid \nexists x \in X : F(x) \geq F(x^*) \right\}. \quad (6.7)$$

2.2 Вибір оптимуму серед не домінуючих рішень.

Якщо $|P_f(X)| > 1$, то для вибору єдиного рішення, або звуження множини Парето, запропонована наступна процедура:

1. Вводимо позначення $A = P_f(X)$, $A = \{A_i | i = \overline{1, n}\}$, $n = |P_f(X)|$.

2. На множині A формуємо $2^{|A|}-1$ підмножин $B_i \subseteq A$, що задовольняють умовам (1.12) або (1.16).
3. Визначаємо відношення $B_i \succeq A$, $B_i \subseteq A$, встановлюємо відповідний ступень переваги $c_i \in C$
4. На основі сформованих свідочтв формуємо матрицю (3.50).
5. Розраховуємо основні маси ймовірності $m = \{m_i | i = \overline{1, 2^{|A|} - 1}\}$ для виділених підмножин у відповідності до (3.51).
6. Агрегування отриманих значень $V = \{B_i | i = \overline{1, 2^{|A|} - 1}\}$ та $m = \{m_i | i = \overline{1, 2^{|A|} - 1}\}$ для $\forall E_j, j = \overline{1, t}$, за умови, що оцінювання здійснювала група експертів $E = \{E_j | j = \overline{1, t}\}$.
7. Формування інтервалів $[Bel(\{A_i\}), Pl(\{A_i\})]$ для $\forall A_i \in A$.
8. Вибір оптимального рішення $A_{opt} \in A$ шляхом порівняння інтервалів $[Bel(\{A_i\}), Pl(\{A_i\})]$, $\forall i = \overline{1, n}$: $\exists A_{opt} = A_i$, за умови, що $\max_i [Bel(\{A_i\}), Pl(\{A_i\})]$.

Розглянемо приклад реалізації запропонованої методики. Припустимо, на основі методу графодинамічного моделювання було синтезовано 20 варіантів ОС підприємства в цілому, або його окремих підрозділів $A = \{A_i | i = \overline{1, 20}\}$. Для оцінювання варіантів були використані наступні комплексні показники [32] $K = \{K_j | j = \overline{1, 3}\}$:

K_1 – група показників, які виражають результати діяльності підприємства;
 K_2 – група показників, які характеризують організацію процесу управління;

K_3 – група показників, які характеризують раціональність ОС та її техніко-організаційний рівень.

Визначимо сукупність вимірюваних показників діяльності підприємства за кожним визначеним комплексним показником [32]:

$K_1 = \{k_l^{(1)} \mid l = \overline{1,3}\}$ – економія капітальних вкладень; збільшення обсягів виробництва; зниження собівартості.

$K_2 = \{k_l^{(1)} \mid l = \overline{1,3}\}$ – продуктивність; економічність; надійність.

$K_3 = \{k_l^{(1)} \mid l = \overline{1,4}\}$ – коефіцієнт дублювання; ступінь централізації; коефіцієнт рівня керованості; коефіцієнт територіальної концентрації.

За результатами проведеного аналізу синтезованої сукупності варіантів ОС $A = \{A_i \mid i = \overline{1,20}\}$, множина A була звужена до 6 варіантів $A^* = \{A_i \mid i = \overline{1,6}\}$, $A^* \subseteq A$, оцінювання яких здійснюється за сформованою сукупністю $m = 8$ локальних критеріїв ($f_1 \div f_8$), наприклад:

f_1 – гнучкість системи управління;

f_2 – адаптивність системи управління;

f_3 – можливість диверсифікації без істотної втрати контролю за діяльністю;

f_4 – ступінь централізації фінансових ресурсів;

f_5 – самостійність підрозділів;

f_6 – маневреність ресурсів;

f_7 – оперативність контролю;

f_8 – збалансованість прав і обов'язків керівників і виконавців.

Розглянемо приклад побудови множини Парето на основі описаного підходу.

Для оцінювання альтернатив за кожним критерієм скористаємося п'ятибальною шкалою, отримані результати відображені в таблиці 6.6.

Відповідно до алгоритму пошуку множини Парето виконаємо наступні попарні порівняння:

1. Порівнюємо попарно A_1 та A_2 ; A_1 та A_3 ; A_1 та A_4 ; A_1 та A_5 ; A_1 та A_6 за кожним критерієм $f_1 \div f_8$.

Отримуємо:

$$A_1 <_{K_1} A_2; A_1 =_{K_2} A_2; A_1 >_{K_3} A_2; A_1 =_{K_4} A_2; A_1 <_{K_5} A_2; A_1 >_{K_6} A_2; A_1 <_{K_7} A_2; A_1 >_{K_8} A_2;$$

$$A_1 >_{K_1} A_3; A_1 <_{K_2} A_3; A_1 >_{K_3} A_3; A_1 <_{K_4} A_3; A_1 <_{K_5} A_3; A_1 >_{K_6} A_3; A_1 =_{K_7} A_3; A_1 =_{K_8} A_3;$$

$$A_1 <_{K_1} A_4; A_1 =_{K_2} A_4; A_1 >_{K_3} A_4; A_1 =_{K_4} A_4; A_1 <_{K_5} A_4; A_1 >_{K_6} A_4; A_1 <_{K_7} A_4; A_1 >_{K_8} A_4;$$

$$A_1 >_{K_1} A_5; A_1 <_{K_2} A_5; A_1 >_{K_3} A_5; A_1 <_{K_4} A_5; A_1 <_{K_5} A_5; A_1 >_{K_6} A_5; A_1 <_{K_7} A_5; A_1 >_{K_8} A_5;$$

$$A_1 =_{K_1} A_6; A_1 =_{K_2} A_6; A_1 <_{K_3} A_6; A_1 <_{K_4} A_6; A_1 <_{K_5} A_6; A_1 =_{K_6} A_6; A_1 =_{K_7} A_6; A_1 =_{K_8} A_6.$$

Таблиця 6.6 – Сформовані профілі ЕП за кожним критерієм

Альтернативи	Критерії							
	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
A_1	4	3	4	3	1	4	3	5
A_2	5	3	3	3	2	3	4	4
A_3	2	4	2	4	4	2	3	5
A_4	5	3	2	3	2	1	4	3
A_5	3	4	3	4	5	2	4	2
A_6	4	3	5	4	4	4	3	5

При порівнянні A_1 та A_6 виконується співвідношення $A_6 \geq A_1$, відповідно A_1 є домінуючою альтернативою та видаляється із подальшого розгляду.

2. Порівнюємо попарно A_2 та A_3 ; A_2 та A_4 ; A_2 та A_5 ; A_2 та A_6 за кожним критерієм $f_1 \div f_8$.

Отримуємо:

$$A_2 >_{K_1} A_3; A_2 <_{K_2} A_3; A_2 >_{K_3} A_3; A_2 <_{K_4} A_3; A_2 <_{K_5} A_3; A_2 >_{K_6} A_3; A_2 >_{K_7} A_3; A_2 <_{K_8} A_3;$$

$$A_2 =_{K_1} A_4; A_2 =_{K_2} A_4; A_2 >_{K_3} A_4; A_2 =_{K_4} A_4; A_2 =_{K_5} A_4; A_2 >_{K_6} A_4; A_2 =_{K_7} A_4; A_2 >_{K_8} A_4;$$

$$A_2 >_{K_1} A_5; A_2 <_{K_2} A_5; A_2 =_{K_3} A_5; A_2 <_{K_4} A_5; A_2 <_{K_5} A_5; A_2 >_{K_6} A_5; A_2 =_{K_7} A_5; A_2 >_{K_8} A_5;$$

$$A_2 >_{K_1} A_6; A_2 =_{K_2} A_6; A_2 <_{K_3} A_6; A_2 <_{K_4} A_6; A_2 <_{K_5} A_6; A_2 <_{K_6} A_6; A_2 >_{K_7} A_6; A_2 <_{K_8} A_6.$$

При порівнянні A_2 та A_4 виконується співвідношення $A_2 \geq A_4$, відповідно A_4 є домінуючою альтернативою та видаляється із подальшого розгляду. Альтернатива A_2 додається до множини Парето $P = \{A_2\}$.

3. Порівнюємо попарно A_3 та A_5 ; A_3 та A_6 за кожним критерієм $f_1 \div f_8$.

Отримуємо:

$$A_3 <_{K_1} A_5; A_3 =_{K_2} A_5; A_3 <_{K_3} A_5; A_3 =_{K_4} A_5; A_3 <_{K_5} A_5; A_3 =_{K_6} A_5; A_3 <_{K_7} A_5; A_3 >_{K_8} A_5;$$

$$A_3 <_{K_1} A_6; A_3 >_{K_2} A_6; A_3 <_{K_3} A_6; A_3 =_{K_4} A_6; A_3 =_{K_5} A_6; A_3 <_{K_6} A_6; A_3 =_{K_7} A_6; A_3 =_{K_8} A_6.$$

Пари A_3, A_5 , та A_3, A_6 незрівнянні за відношенням \geq , відповідно, A_3 додається до множини Парето $P = \{A_3\}$.

4. Порівнюємо попарно A_5 та A_6 за кожним критерієм $f_1 \div f_8$.

Отримуємо:

$$A_5 <_{K_1} A_6; A_5 >_{K_2} A_6; A_5 <_{K_3} A_6; A_5 =_{K_4} A_6; A_5 >_{K_5} A_6; A_5 <_{K_6} A_6; A_5 >_{K_7} A_6; A_5 <_{K_8} A_6.$$

Альтернативи A_5 та A_6 незрівнянні, відповідно обидві включені до множини Парето $P = \{A_5, A_6\}$.

Таким чином, результуюча множина Парето має вид $P = \{A_2, A_3, A_5, A_6\}$, відповідно вибір ОС має бути здійснено саме серед цих варіантів.

Розглянемо ситуацію, коли ОПР складно визначити відносну важливість критеріїв, що досить часто трапляється на практиці. В такому випадку доцільним вбачається використання ТДШ [150, 194, 220, 400], яка пропонує замість порівняння окремих альтернатив між собою, виділити з вихідної множини аналізованих варіантів підгрупи, а потім визначити ступені їх переваги в рамках заданої шкали по відношенню до всієї сукупності аналізованих варіантів (експерт сам визначає для яких підгруп або підмножин альтернатив він може визначити ступені їх переваги, при цьому переваги окремої підгрупи альтернатив еквівалентні задачі попарного порівняння цієї підгрупи із всією множиною альтернатив). Далі обробка результатів експертного опитування та обчислення ваг альтернатив здійснюється за одним із правил комбінування теорії свідоцтв (наприклад, правило комбінування Демпстера), обчислюються комбіновані основні маси ймовірності і визначаються значення функцій довіри і правдоподібності для всіх

сформованих підгруп альтернатив, включаючи підгрупи, що складаються з однієї альтернативи.

Для розгляду прикладу застосування запропонованого підходу, повернемося до отриманої множини Парето $P = \{A_2, A_3, A_5, A_6\}$, із залученням двох експертів (E_1 та E_2), сформуємо наступні можливі підгрупи варіантів:

$$E_1 = \{A_3\}, \{A_5, A_6\}, \{A_2, A_3, A_5, A_6\}. \quad E_2 = \{A_5\}, \{A_2, A_3, A_5, A_6\}.$$

Для їх попарного порівняння скористаємося шкалою переваг $0 \div 6$, де значення 0 позначає неможливість порівнювати альтернативи (незрівнянність); значення 1 позначає однаковість (рівнозначність) елементів; значення 6 позначає абсолютний ступінь переваги. Отримані результати у формі УМПП виду (3.50) наведені в табл. 6.7.

Таблиця 6.7 – УМПП виділених підгруп альтернатив

E_1	$\{A_3\}$	$\{A_5, A_6\}$	$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$
$\{A_3\}$	1	0	4
$\{A_5, A_6\}$	0	1	6
$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$	1/4	1/6	1
E_2	$\{A_5\}$	$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$	
$\{A_5\}$	1	2	
$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$	1/2	1	

Визначимо ваги груп альтернатив за (3.51). Отримані нормовані ваги можна розглядати як основні маси ймовірності груп альтернатив, сформовані експертами.

Експерт E_1 :

$$m(\{A_3\}) = \frac{4}{4 + 6 + \sqrt{2}} = 0.35; \quad m(\{A_5, A_6\}) = \frac{6}{4 + 6 + \sqrt{2}} = 0.53;$$

$$m(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = \frac{\sqrt{2}}{4 + 6 + \sqrt{2}} = 0.12.$$

Експерт E_2 :

$$m_2(\{A_5\}) = 0.67; \quad m_2(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = 0.33.$$

Розглядаючи експертів в якості незалежних джерел інформації, можна підрахувати комбіновані маси ймовірності для виділених фокальних елементів (підгруп альтернатив), використовуючи одне із правил комбінування. У таблиці 6.8 представлені результати перетину сформованих фокальних елементів.

Таблиця 6.8 – Перетин фокальних елементів

		E_1		
		$\{A_3\}$	$\{A_5, A_6\}$	$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$
E_2	$\{A_5\}$	\emptyset	$\{A_5\}$	$\{A_5\}$
	$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$	$\{A_3\}$	$\{A_5, A_6\}$	$\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$

Для випадку $\{A_5\} \cap \{A_3\} = \emptyset$ коефіцієнт конфлікту складає:

$$K = m_1(\{A_3\})m_2(\{A_5\}) = 0.35 * 0.67 = 0.23.$$

Відповідно отримуємо $1 - K = 1 - 0.23 = 0.77$. Виходячи із даних таблиці 6.7 результуючі фокальні елементи приймуть вид: $\{A_3\}$, $\{A_5\}$, $\{A_3, A_5\}$ та $\{A_2, A_3, A_5, A_6\}$.

Враховуючи незначний рівень конфлікту визначимо комбіновані основні маси ймовірності на основі правила Демпстера:

$$m_{12}(\{A_3\}) = \frac{1}{1 - K} m_1(\{A_3\})m_2(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = \frac{0.35 * 0.33}{0.77} = 0.15;$$

$$m_{12}(\{A_5\}) = [m_1(\{A_5, A_6\})m_2(\{A_5\}) + m_1(\{A_2, A_3, A_5, A_6\})m_2(\{A_5\})] / 0.77 = 0.57;$$

$$m_{12}(\{A_5, A_6\}) = m_1(\{A_5, A_6\})m_2(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) / 0.77 = 0.23;$$

$$m_{12}(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = m_1(\{A_2, A_3, A_5, A_6\})m_2(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) / 0.77 = 0.05.$$

Враховуючи отримані результати, визначимо значення функцій довіри (Bel) та правдоподібності (Pl) для кожної вихідної альтернативи A_2, A_3, A_5, A_6 :

$$A_2 : \begin{cases} Bel(\{A_2\}) = 0; \\ Pl(\{A_2\}) = m_{12}(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = 0.05. \end{cases}$$

Оскільки альтернативи A_2 та A_6 отримали комбіновану масу ймовірності, що дорівнює 0, то $Bel(\{A_2\}) = Bel(\{A_6\})$ та $Pl(\{A_2\}) = Pl(\{A_6\})$ відповідно.

$$A_3 : \begin{cases} Bel(\{A_3\}) = m_{12}(\{A_3\}) = 0.15; \\ Pl(\{A_3\}) = m_{12}(\{A_3\}) + m_{12}(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = 0.20. \end{cases}$$

$$A_5 : \begin{cases} Bel(\{A_5\}) = m_{12}(\{A_5\}) = 0.57; \\ Pl(\{A_5\}) = m_{12}(\{A_5\}) + m_{12}(\{A_5, A_6\}) + m_{12}(\{A_2, A_3, A_5, A_6\}) = 0.85. \end{cases}$$

З наведених результатів видно, що найбільше значень функцій довіри і правдоподібності має альтернатива A_5 , отже, вона є оптимальною.

6.4 Архітектура системи підтримки прийняття рішень

Для автоматизації процесу синтезу ІТ ППР в умовах НЕ-факторів різної природи (неточності, неповноти, невизначеності, неузгодженості, нечіткості, та їх комбінацій), багатокритеріальності та багатоальтернативності була запропонована оригінальна архітектура СППР, структурними частинами якої є:

1. підсистема імпорту / експорту;
2. підсистема управління даними;
3. підсистема пошуку прототипів рішень;
4. підсистема формування параметрів синтезу ІТ ППР;
5. підсистема аналізу;
6. підсистема управління моделями;
7. підсистема маніпулювання знаннями;
8. підсистема прийняття рішень;
9. підсистема візуалізації;
10. підсистема адміністрування.

Кожна підсистема, в свою чергу, складається з набору компонентів (модулів), що забезпечують функціонування системи в цілому і виконує певні функції. Архітектура СППР наведена на рис. 6.13.

Підсистема імпорту / експорту реалізує функції введення та виведення даних, необхідних для функціонування СППР, або забезпечує процеси оновлення, поповнення та розширення БД, БПр та БЗн системи.

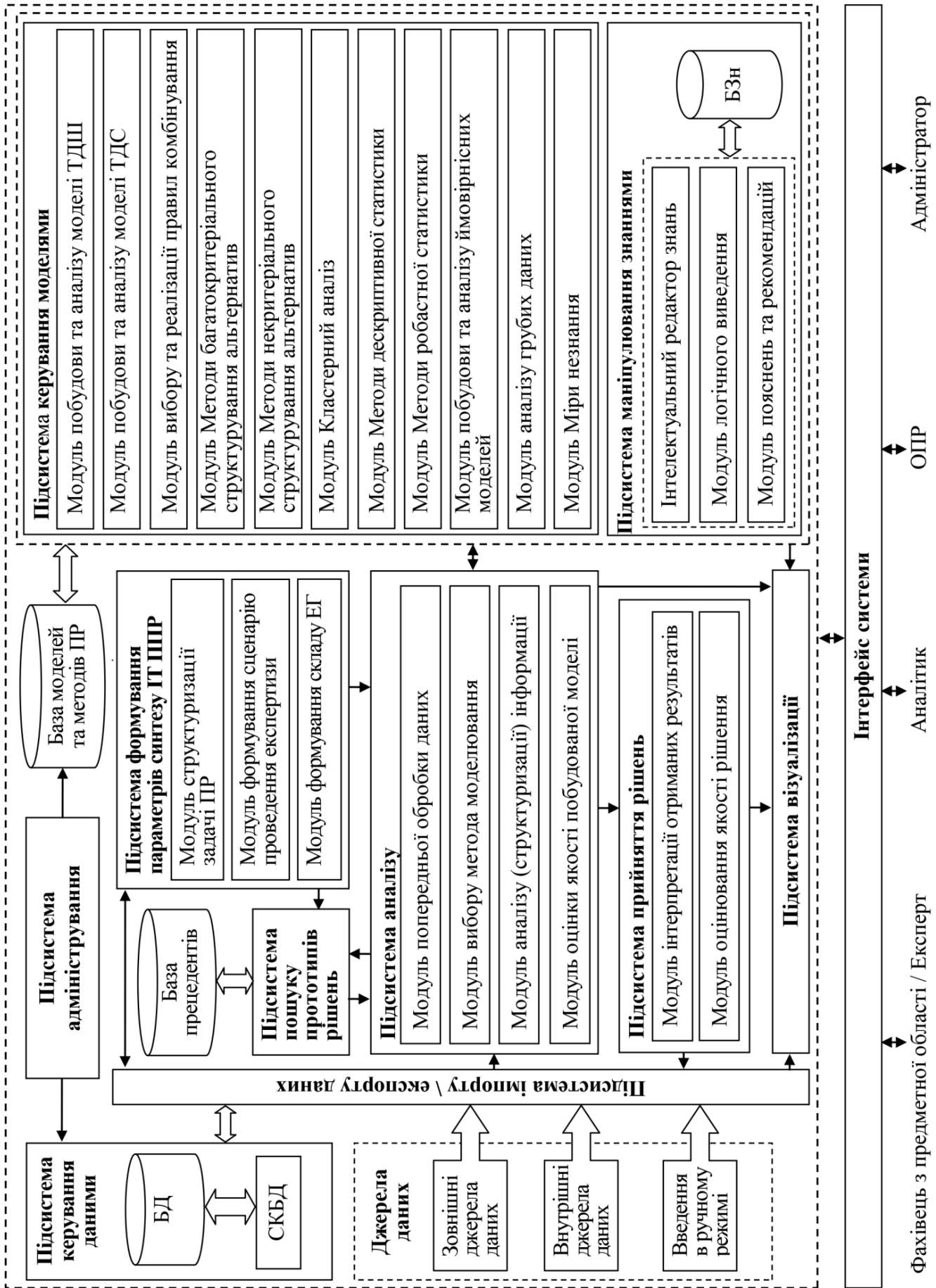


Рисунок 6.13 – Архітектура СПСР

Підсистема підтримує три шляхи імпорту даних: із зовнішнього файлу; із БД системи; введення вручну. Підсистема надає можливість експортувати дані в зовнішні файли, оновлювати / поповнювати БД, БПр та БЗн системи.

Підсистема управління даними містить реляційну СКБД, що реалізує доступ до даних БД на основі мови запитів SQL.

БД містить інформацію, що необхідна для проведення експертиз (доступні списки експертів, критеріїв, альтернатив, типи шкали оцінювання); інформація про проведені експертизи (номер експертизи, дата проведення експертизи, списки експертів, критеріїв, альтернатив, тип шкали оцінювання, оцінки (переваги) експертів); відомості про експертів, які беруть участь в проведенні експертиз; інформацію, щодо синтезованих ІТ (параметри синтезу, номери протоколів синтезу ІТ та ін.); інформацію про модельовані види незнання (назва, критерії їх ідентифікації); інформацію про реалізовані в системі методи моделювання аналізованих видів незнання (назва, критерії їх вибору); службова інформація (облікові записи користувачів системи), та ін.

Підсистема пошуку прототипів рішень призначена для моделювання процесу пошуку рішень нової (невідомої) задачі (проблемної ситуації), що має схожий (стереотипний) набір вихідних даних, та, за необхідністю, їх адаптація до поточної (розв'язуваної) задачі (проблеми). Бібліотека прецедентів (БПр) є базою знань онтологічного типу. Інформація про прецеденти описується у формі описується конкретних фактів (опис поточної ситуації; рішення поточної ситуації; результати застосування моделі).

Припустимо задана БПр $K = (U, R)$, де $U = \{u_j \mid j = \overline{1, z}\}$ – універсум прецедентів, R – відношення еквівалентності, та прецедент, що характеризує поточну ситуацію $u_p = (x_1, \dots, x_n; X_1, \dots, X_n)$, де x_1, \dots, x_n – параметри прецеденту, $x_1 \in X_1, \dots, x_n \in X_n$; X_1, X_2, \dots, X_n – область допустимих значень відповідних параметрів прецеденту. Необхідно серед заданого набору прецедентів U визначити такий u_j , що в найбільшій мірі відповідає поточній ситуації u_p .

Пошук рішень здійснюється на основі запропонованої в роботі модифікації CBR-підходу на основі математичного апарату ТГМ [321], рис. 6.14.

На початковому етапі формується підмножина прецедентів $U' = \{u_j \mid j = \overline{1, f}\}$, що належать деякій заданій цільовій множині $U' \subset U$, яка характеризує основні параметри поточної ситуації. У відповідності до нотації ТГМ визначаються такі елементи $u \in U$, які належать до \underline{R} -нижньої апроксимації (позитивної області $POS_R(U')$) заданої цільової множини $U' \subset U$ відповідно до виразу (1.10), якщо вони відсутні, то визначаються прецеденти, що належать до граничної області цільової множини $BR_R(U')$ відповідно до (1.13).

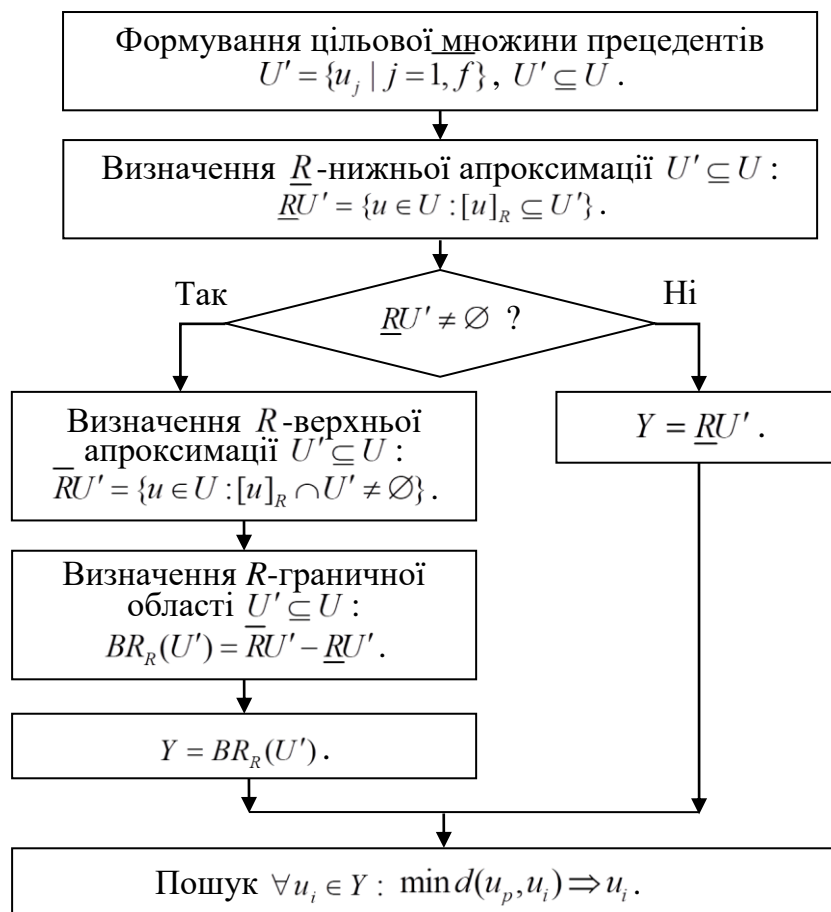


Рисунок 6.14 – Алгоритм пошуку прототипів рішень

Далі серед виділеного набору прецедентів $Y \subseteq U'$, визначається найбільш близький прецедент до аналізованої ситуації, наприклад, на основі метричних методів, в основу яких покладено обчислення функцій подібності, показників

відстані в деякому заданому метричному просторі між аналізованими об'єктами.

В роботі проведено порівняльний аналіз запропонованої модифікації *CBR*-підходу та методу найближчого сусіда. Тестові вибірки із pr значень отримані із рівномірного розподілу цілих чисел в діапазоні від 0 до pr . Було проаналізовано вибірки обсягом pr 50, 100, 150, 200 та 500 значень. Аналізувалась БПр кількістю від 10 000 до 200 000 прецедентів.

На рис. 6.15 наведено графік залежності часу пошуку прецедентів від обсягу БПр за модифікованим *CBR*-методом та методом найближчого сусіда.

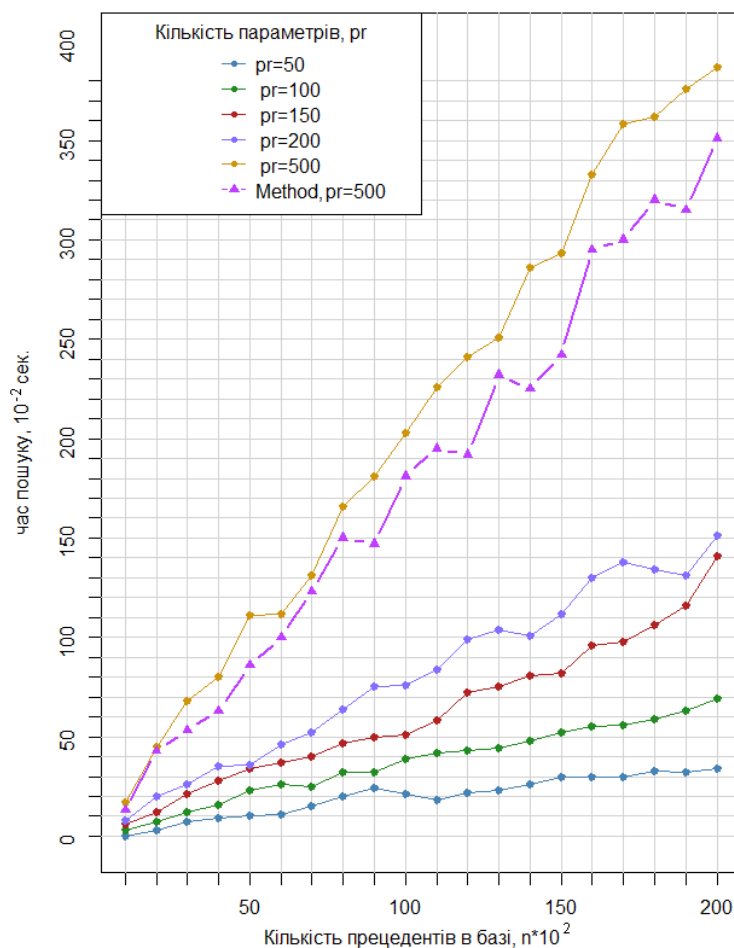


Рисунок 6.15 – Порівняльний аналіз модифікованого *CBR*-методу та методу найближчого сусіда для пошуку прототипів рішень

Отримані значення за модифікованим *CBR*-методом наведені для $pr = 500$.

Отримані результати дозволяють зробити висновок про те, що запропонований підхід дозволяє скоротити час при вирішенні задач пошуку, порівняння та класифікації прецедентів на 8-10%.

Підсистема формування параметрів синтезу ІТ ППР забезпечує виконання процесів пов'язаних із ініціалізацією поточної (розв'язуваної) проблемної ситуації (характер розв'язуваної задачі; структуризація задачі; формулювання мети дослідження; обсяг і структура вихідних даних; спосіб їх отримання; форма представлення отриманих результатів і т.п.).

Підсистема аналізу включає в себе моделі, методи і алгоритми ідентифікації виду незнання, під впливом якого формувалася, або аналізується сукупність вихідних даних; пошуку математичного апарату їх коректної обробки; структуризації вихідного набору даних та експертних знань відповідно до поставленої мети (цілями) дослідження.

Підсистема управління моделями забезпечує підтримку користувача при побудові математичних моделей інтелектуального аналізу даних і експертних знань. База моделей являє собою організований набір математичних моделей реалізованих в СППР, і організованих у вигляді бібліотеки програмних модулів. Система управління базою моделей (СУБМ) є одним із компонентів архітектури СППР і являє собою програмну надбудову, що забезпечує інтегрування моделей, їх класифікацію (каталогізацію), організацію (побудову, модифікацію) та доступ до моделей.

Підсистема маніпулювання знаннями включає в себе моделі, методи і алгоритми управління експертними знаннями. База знань побудована на основі продукційної моделі подання знань, та містить систему вирішуючих правил ідентифікації аналізованих в системі видів незнання; систему вирішуючих правил синтезу ІТ; систему вирішуючих правил вибору методу моделювання аналізованих в системі видів незнання; вирішуючі правила при моделювання

залежності «об'єкт універсуму → клас рішення» побудованих класифікаторів, та ін.

Підсистема прийняття рішень містить механізми видачі рекомендацій особі, що приймає рішення для вибору кращого рішення з використанням запропонованих методів, моделей і методик аналізу даних (результатів експертного опитування) та експертних знань; надає можливість автоматичного прийняття рішень в процесі інтерпретації отриманих сценаріїв.

Підсистема візуалізації реалізує функції відображення проміжних та кінцевих результатів виконання операції маніпулювання над даними та знаннями у вигляді графіків, таблиць або текстових масивів даних; відображає записи БД, інформацію БПр за сформованою вибіркою.

Підсистема адміністрування забезпечує реалізацію механізмів управління програмною конфігурацією та технічної підтримки системи; виконання функцій адміністрування БД, БЗн, БПр; адміністрування користувачів (розмежування повноважень і прав доступу користувачів до інформаційних ресурсів); резервного копіювання інформаційних ресурсів.

Для програмної реалізації запропонованої СППР була застосована середовище розробки MS Visual Studio Community 2019 (мова C ++), в якості СКБД обрана MySQL 5.5.

Висновки до Розділу 6

1. Запропоновано методику синтезу ІТ вибору категорії ТС та ранжирування об'єктів МСТ в рамках заданої категорії ТС за ступенем їх небезпеки (очікуваного збитку при виникненні аварійної ситуації). В основі запропонованої методики лежать методи експертного оцінювання та математичний апарат теорії свідочств, який дозволяє моделювати невизначеність в ЕС через представлення неточностей в експертних оцінках (експерт може відмовитися від оцінки конкретного об'єкта; оцінити відразу

групу пріоритетних об'єктів; висловити свої переваги у вигляді точкової або інтервальної оцінки), і є ефективним інструментом моделювання складних видів незнання, що характеризуються одночасною присутністю неповноти, невизначеності, неточності, суперечливості (конфлікту) ЕС. Формування агрегованої оцінки здійснюється на основі запропонованих в роботі математичних моделей синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах наявності складних форм незнання (у тому числі їх комбінацій). Наведено чисельний приклад реалізації запропонованої методики в умовах неповної (експерт може відмовитись від оцінювання об'єкту) і суперечливої (конфліктної) експертної інформації.

Запропонований підхід може бути використаний як доповнення до існуючих методик оцінки ТС споруд, а також вибору пріоритетних об'єктів для подальшої реконструкції та капітального ремонту. Застосування запропонованої методики дозволить раціонально розподіляти наявні ресурси при плануванні запобіжних заходів і проведення ремонтних робіт з метою підвищення ефективності безаварійної експлуатації об'єктів МСТ.

2. Запропоновано методику синтезу ІТ виявлення аномальних спостережень результатів вимірювань, та пошуку узагальнених оцінок. Для обробки результатів поліметричних спостережень, і пошуку спостережень спотворених помилками вимірювань (аномальних спостережень), зумовленими прихованими дефектами обладнання, відмінностями в ступені вироблення ресурсів, умовами експлуатації обладнання і т.п., був використаний математичний апарат непараметричної статистики. Для формування можливих рівнів усічення варіаційного ряду були використані алгоритми обробки даних, що використовують адаптивні процедури робастного статистичного оцінювання, що дозволило формалізувати процедуру вибору рівня усічення варіаційного ряду вимірювальних даних; спостереження, що потрапили в зону молодших та зону старших порядкових статистик, визнані аномальними.

Наведено чисельний приклад реалізації запропонованої методики в умовах неоднорідних даних - результатів поліметричних вимірювань.

3. Запропоновано методику синтезу ІТ якісного моделювання задачі вибору оптимальної ОС підприємства, в основі якої лежить математичний апарат теорії графодинаміки. Методи теорії графодинамічних систем використані для синтезу ряду альтернативних варіантів ієрархічних ОС підприємства шляхом можливих перетворень їх структури для подальшого вирішення різних задач їх оптимізації. Для вирішення задачі багатокритеріальної оптимізації з метою вибору оптимального варіанту ОС підприємства запропоновано підхід, в основі якого лежить комплексне використання процедури формування множини Парето та методів теорії свідочств, що дозволило отримати більш формалізовану процедуру звуження множини Парето до отримання єдиного оптимального рішення (одноелементну множину Парето). Математичний апарат теорії свідочств дозволяє моделювати невизначеність в судженнях експертів або ОПР (знято необхідну вимогу «однозначної» переваги однієї альтернативи над іншою). Наведено чисельний приклад пошуку оптимальної ОС підприємства. Отримані результати дозволяють підвищити якість і ефективність пошуку оптимальних рішень.

4. Запропоновано структурно-функціональну схему інструментальних засобів реалізації СППР для формування рекомендацій ОПР щодо прийняття рішень, на основі запропонованої концепції синтезу ІТ.

5. Вдосконалено метод міркувань за прецедентами на основі математичного апарату ТГМ за рахунок введення специфічних видів апроксимацій з метою класифікації прецедентів та їх подальшого пошуку в БПр. Запропонований підхід дозволяє скоротити час при вирішенні задач пошуку, порівняння та класифікації прецедентів на 8-10% та обробляти неточну, неповну, суперечливу інформацію про прецеденти.

6. Розроблені моделі, методи, алгоритми, інструментальні засоби та ІТ використані в виробничій діяльності ряду підприємств м. Миколаєва та Миколаївської області. Синтезована ІТ та розроблене на її основі алгоритмічне та програмне забезпечення її реалізації були використані у виробничій діяльності: КП «Теплопостачання та водо-каналізаційне господарство» (м. Южноукраїнськ) при вирішенні задачі вибору та класифікації проектів реконструкції МСТ; ДП «ЗОРЯ»-«МАШПРОЕКТ» (м. Миколаїв) при вирішенні задачі аналізу ОС підприємства; ДП «Експериментальне виробництво Інституту Імпульсних процесів і технологій НАН України» (м. Миколаїв) при вирішенні задачі вибору варіантів технологій різання та зварювання при проектуванні та побудові корпусних конструкцій, деталей машин та приладів; ДП «Баштанське лісове господарство» (м. Баштанка) при вирішенні задачі аналізу статистичної інформації щодо розподілення пожеж на території лісового господарства, виділення областей, які потребують першочергового проведення протипожежних заходів; ТОВ «АМІКО-Комплект» (м. Миколаїв) при вирішенні задачі статистичної обробки результатів поліметричних вимірювань; ТОВ «Миколаївбудресурси» (м. Миколаїв) при вирішенні задачі вибору технології обробки металу та поверхонь металевих конструкцій.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі вирішена важлива науково-практична проблема спрямована на створення і розвиток основ нормативної теорії синтезу ІТ орієнтованих на інтелектуальне забезпечення процесів структуризації даних та експертних знань в умовах НЕ-факторів різної природи; розробки нових підходів, моделей та ІТ аналізу та структуризації даних та експертних знань, що формуються в умовах багатокритеріальності, багатоальтернативності, та складних форм невизначеності.

В результаті дисертаційного дослідження були отримані наступні основні результати та висновки:

1. На основі проведеного аналізу ряду праць вітчизняних і зарубіжних вчених, проаналізовані існуючі підходи до систематизації та класифікації основних видів незнання (НЕ-факторів), встановлено взаємозв'язок між ними, визначені шляхи до їх формалізації. Проведений аналіз показав, що не встановлено критеріїв та процедур ідентифікації НЕ-факторів, під впливом яких формується або аналізується множина вихідних даних, незважаючи на існуюче різноманіття методів моделювання НЕ-факторів, відсутня процедура їх системного застосування в залежності від ідентифікованого у вихідному наборі даних виду НЕ-фактора, не сформульовані рекомендації щодо вибору із множини альтернативних методів, такого, що забезпечує отримання кращого результату, виходячи із цілей аналізу, затрачуваних ресурсів, структури вихідних даних, умов та обмежень, умов та обмежень, що накладаються постановкою задачі, тощо.

2. Запропонована концепція нормативної теорії синтезу ІТ моделювання НЕ-факторів різної природи, в основу якої покладена інтелектуальна інтеграція чотирьох базових компонент та системоутворюючих зв'язків між ними: сукупності вихідних даних та знань; комплексу НЕ-факторів, що впливають на процеси видобування та обробки вихідної інформації; комплексу методів їх моделювання; множини вирішуваних задач.

3. Сформульовані загальні теоретичні положення та практичні рекомендації методології синтезу ІТ інтелектуального забезпечення процесів прийняття рішень в умовах НЕ-факторів різної природи, в рамках якої викладені основні принципи синтезу ІТ, що інваріантні до типу розв'язуваної задачі та способу виявлення та представлення вихідної інформації; запропоновано комплекс вирішуючих правил та формалізованих математичних моделей синтезу ІТ ППР на основі обліку аналізованого в роботі комплексу НЕ-факторів (та їх комбінацій).

4. Розглянута специфіка процесів обробки даних та експертних знань, що протікають під впливом таких видів незнання (НЕ-факторів), як невизначеність, неоднорідність, нечіткість, неточність, неповнота, у тому числі складні форми, зумовлені одночасною присутністю двох та більше видів незнання, зокрема невизнаності та конфлікту, невизначеності та неспецифічності, невизначеності, нечіткості та суперечливості та ін. Виявлені причини їх прояву, визначені критерії та запропонована процедура формалізації процесу їх ідентифікації.

5. Розроблена багатоетапна процедура вибору математичного апарату моделювання НЕ-факторів, в основу якої покладено синтез системи вирішуючих правил обґрунтованого вибору математично формалізму моделювання ідентифікованого виду незнання (в тому числі їх можливих комбінацій), на основі обліку заданого набору якісних і кількісних ознак, що дозволяють однозначно охарактеризувати можливості та обмеження методу-кандидату.

6. Розроблено комплекс ІТ інтелектуальної ППР в умовах неоднорідності, невизначеності, неточності та складних форм незнання, що дозволяють вирішувати типові задачі інтелектуального аналізу (класифікація, кластеризація, ранжування, агрегування) даних; багатокритеріальні (багатоальтернативні) задачі прийняття рішень.

7. Запропоновано метод агрегування групових ЕС, який дозволяє синтезувати групове рішення з урахуванням різних форм представлення суджень експертів у вигляді нечітких, точкових та інтервальних оцінок.

Відсутність обмеження на форму подання експертних переваг сприяє підвищенню якості, надійності та достовірності ЕС.

8. Запропоновано метод кластеризації групових ЕО, що формуються в умовах невизначеності та неузгодженості (конфлікту) в рамках моделі ТДШ, з метою виділення підгруп, всередині яких оцінки експертів вважаються узгодженими. Оцінки експертів вважаються узгодженими, якщо середній, або максимальний (в залежності від визначених початкових умов) рівень конфлікту між ними не перевищує заданий пороговий рівень. На відміну від існуючих методів кластеризації, запропонований підхід дозволяє обробляти ЕС довільної структури, враховувати можливі способи їх взаємодії (об'єднання, перетин).

9. Запропоновано ряд математичних моделей синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах багатоальтернативності, багатокритеріальності та складних форм незнання (у тому числі їх комбінації) при розв'язанні слабоструктурованих задач на основі методів ТДС та ТДШ.

10. Досліджено основні моделі структур ЕС, які дозволяють обробляти результати експертного опитування в умовах невизначеності та наявності конфліктуючих (суперечливих, не співпадаючих) ЕС. Проаналізовано тенденції зміни рівня конфлікту і міри протиріччя свідочств по відношенню до структури і кардинальності фокальних елементів всередині групи свідочств, що дозволяє оцінювати якість отриманих свідочств.

11. Запропоновано метод вибору оптимального правила комбінування ЕС, сформованих в рамках моделі ТДШ, що забезпечує отримання комбінованої маси ймовірності з найменшим досяжним рівнем невизначеності, враховуючи структуру ЕС та порядок їх комбінування.

12. Запропоновано модифікацію методу міркувань за прецедентами на основі математичного апарату ТГМ для вирішення задачі представлення знань про прецеденти, їх адаптацію та подальший пошук в БПр. Запропонований підхід дозволяє витягати знання про прецеденти з масивів неупорядкованих, неточних, неповних даних, та скоротити час при вирішенні задач пошуку,

порівняння та класифікації прецедентів на 8-10% порівняно з метричними методами.

13. Запропоновано підхід до агрегування групових ЕО ймовірності реалізації випадкових подій при вирішенні задач ймовірнісного виведення на деревах ймовірності, що дозволяє синтезувати узагальнені оцінки ймовірності реалізації випадкових подій, сформовані в умовах невизначеності, неповноти, неузгодженості (суперечливості, конфлікту).

14. Запропоновано модифікацію методу вибору оптимального рішення на множині Парето за рахунок некрітеріального ранжування рішень цієї множини на основі математичного апарату ТДШ.

15. Запропоновано ряд методик вирішення практичних задач, в основу яких покладено синтезовані ІТ ППР в умовах НЕ-факторів різної природи, зокрема: методика вибору та класифікації проектів реконструкції МСТ; методика вибору оптимальної ОС підприємства; методика статистичної обробки результатів вимірювань, з метою виявлення та виключення з подальшого аналізу аномальних спостережень.

16. Запропоновано структурно–функціональну схему інструментальних засобів реалізації СППР аналізу та структуризації даних та експертних знань, що формуються в умовах багатокритеріальності, багатоальтернативності, невизначеності, неоднорідності, нечіткості, неточності, неповноти, та складних (комбінованих) видів незнання.

Практичне значення одержаних результатів дослідження підтверджується їх використанням на підприємствах Миколаївської області, та у навчальному процесі Чорноморського національного університету імені Петра Могили.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Айвазян С. А., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с.
2. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрики. М.: ЮНИТИ, 1998. 1022 с. ISBN 5-238-00013-8
3. Айзерман М. А., Гусев Л. А., Петров С. В., Смирнов И. М. Динамический подход к анализу структур, описываемых графами (основы графодинамики). *Автоматика и телемеханика*. 1977. Ч. 1. № 7. С. 135–151.
4. Айзерман М. А., Гусев Л. А., Петров С. В., Смирнов И. М. Динамический подход к анализу структур, описываемых графами (основы графодинамики). *Автоматика и телемеханика*. 1977. Ч. 2. № 9. С. 123–136.
5. Алескеров Ф. Т., Хабина Э. Л., Шварц Д. А. Бинарные отношения, графы и коллективные решения: учебное пособие. М.: ГУ-ВШЭ, 2006. 300 с. ISBN 5-7598-0345-X.
6. Андрейчиков А. В., Андрейчикова О. Н. Анализ, синтез, планирование решений в экономике. М.: Финансы и статистика, 2002. 368 с.
7. Антипова К. О., Коваленко І. І., Швед А. В. Моделі невизначеності в групових експертних судженнях. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2017. Вип. 295. Т. 307. С. 54–59.
8. Архипов О. Є., Архіпова С. А. Оцінювання рівня компетентності експертів за результатами серії групових експертиз. *Публічне управління та адміністрування*. 2015. № 1. С. 5–15.
9. Бабкин Н. В., Макшанов А. В., Мусаев А. А. Робастные методы статистического анализа навигационной информации / под ред. И. Б. Челпанова. Л.: ЦНИИ «Румб», 1985. 206 с.
10. Бедов А. И., Знаменский В. В., Габитов А. И. Оценка технического состояния, восстановление и усиление оснований и строительных конструкций

эксплуатируемых зданий и сооружений: учебное пособие: в 2 ч. Москва: АСВ, 2017. 924 с.

11. Бешелев С. Д., Гурвич Ф. Г. Математико-статистические методы экспертных оценок. Изд. 2-е, перераб. и доп. М.: Статистика, 1980. 263 с.

12. Бидюк П. И., Терентьев А. Н., Гасанов А. С. Построение и методы обучения баесовской сети. *Кибернетика и системный анализ*. 2005. № 4. С. 133–147.

13. Бідюк П. І., Терентьев О. М., Коновалюк М. М. Байєсівські мережі в технологіях інтелектуального аналізу даних. *Штучний інтелект*. 2010. № 2. С. 104–113.

14. Болотова Л. С. Системы поддержки принятия решений / отв. ред. В. Н. Волкова, Э. С. Болотов. Москва: Юрайт, 2019. Ч. 1. 257 с.

15. Большев Л. Н., Смирнов Н. В. Таблицы математической статистики. М.: Наука, 1983. 416 с.

16. Борисов А. Н., Ужга-Ребров О. И., Савченко К. И. Вероятностный вывод в интеллектуальных системах. Рига, 2002. 218 с.

17. Брук Б. Н., Бурков В. Н. Методы экспертных оценок в задачах упорядочения объектов. *Известия АН СССР. Техническая кибернетика*. 1972. Т. 3. С. 29–39.

18. Бурков В. Н., Новиков Н. А. Введение в теорию управления организационными системами. Москва: ЛИБРОКОМ, 2009. 264 с.

19. Бычков А. С., Ключин Д. А. Случайность и возможность: современные подходы. *Математичні машини і системи*. 2012. № 4. С. 10–27.

20. Вагин В. Н. Знание в интеллектуальных системах. *Новости искусственного интеллекта*. 2002. № 6. С. 8–18.

21. Вагин В. Н. НЕ-факторы знания и нетрадиционные логики. *Браславская школа-99: материалы 3-ей Междунар. школы-семинара по искусственному интеллекту для студентов и аспирантов, 28 июня–4 июля 1999 г.* Минск: БГУИР, 1999. С. 10–14.

22. Валькман Ю. Р. Моделирование НЕ-факторов: основа интеллектуализации компьютерных технологий. *Новости искусственного интеллекта*. 2004. № 2. С. 64–81.

23. Валькман Ю. Р., Быков В. С., Рыхальский А. Ю. Моделирование НЕ-факторов – основа интеллектуализации компьютерных технологий. *Системні дослідження та інформаційні технології*. 2007. № 1. С.39–61.
24. Волков А. А., Теличенко В. И., Лейбман М. Е. Основы проектирования, строительства, эксплуатации зданий и сооружений / под ред. С. Б. Сборщикова. Изд. 2-е, испр. и доп. Москва:МИСИ-МГСУ, 2017. 492 с.
25. Воропаев Ю. Н. Риски, присущие бизнесу. *Бухгалтерский учет*. 1995. № 4. С.29–31.
26. Давиденко Є. О., Коваленко І. І., Швед А. В. Вибір методів групових рішень для агрегування індивідуальних експертних оцінок. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 26–28.
27. Давиденко Є. О., Швед А. В. Система ефективного розподілу коштів на основі нечіткої логіки та smart-контрактів. *Інтернет-Освіта-Наука–2018 (ІОН-2018)*: матеріали XI міжнар. наук.-практ. конф., 22–25 травня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. С. 22–23.
28. Дубров А. М., Мхитарян В. С., Трошин Л. И. Многомерные статистические методы: учебник. М.: Финансы и статистика, 2000. 352 с. ISBN 5-279-01945-3
29. Душкин Р. В. Методы получения, представления и обработки знаний с НЕ-факторами: монография. Москва, 2011. 115 с.
30. Душкин Р. В., Рыбина Г. В. Об одном подходе к автоматизированному извлечению, представлению и обработке знаний с НЕ-факторами. *Известия РАН. Серия: Теория и системы управления*. 1999. № 5. С. 34–44.
31. Дюк В., Самойленко А. Data Mining: учебный курс. СПб.: Питер, 2001. 368 с.
32. Евневич М. Эффективность аппарата управления и его организационной структуры. *Top-Manager*. 2004. № 15. 7–9 с.

33. Ершов А. А. Стабильные методы оценки параметров (обзор). *Автоматика и телемеханика*. 1978. № 8. С. 66–100.
34. Жданюк Б. Ф. Основы статистической обработки траекторных измерений. М.: Советское радио, 1978. 384 с.
35. Заде Л. А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений. *Математика сегодня. Сер. «Математика, кибернетика»*. 1974. № 7. С. 5–49.
36. Зак Ю. А.: Прикладные задачи многокритериальной оптимизации. М.: Экономика, 2014. 455с.
37. Заргарян Ю. А., Затылкин В. В Многокритериальное принятия решений по данным опроса мнений. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2010. Том 102. № 1. 104–110.
38. Згуровский М. З., Бидюк П. И., Терентьев А. Н. Методы построения байесовских сетей на основе оценочных функций. *Кибернетика и системный анализ*. 2008. Т. 44, № 2. С. 81–88.
39. Золотухина Л. А. Применение модифицированного критерия Саркади для проверки гипотезы нормальности малых выборок. II. *Заводская лаборатория*. 1987. Т. 53. Вып. 7. С. 51–54.
40. Калинин В. М., Сокова С. Д. Оценка технического состояния зданий: учебник. Москва: НИЦ ИНФРА-М, 2015. 268 с.
41. Капустин В. Ф. Неопределенность: виды, интерпретации, учет при моделировании и принятии решений. *Вестник СПбГУ*. 1993. Сер. 5. № 2. С. 108–114.
42. Кини Р., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения / пер. с англ.; под ред. И. Ф. Шахнова. М.: Радио и связь, 1981. 560 с.
43. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. Изд. 2-е, испр. М.: Физматлит, 2012. 816 с. ISBN 978-5-9221-1375-5

44. Коваленко И. И., Гожий А. П. Нетрадиционные методы статистического анализа данных. Николаев: Илион, 2006. 116 с.
45. Коваленко И. И., Гожий А. П. Системные технологии генерации и анализа сценариев: монография. Николаев: гос. гуманит. ун-т им. П.Могила комплекса "Киево-Могилянская академия", 2006. 160 с.
46. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Архітектура та принципи побудови системи ситуаційного управління на основі метода прецедентів. *Контроль і управління в складних системах (КУСС-2018): матеріали XIV Міжнар. конф., 15–17 жовтня, 2018 р. м. Вінниця, 2018.* Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua//handle/123456789/22687>.
47. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Методика пошуку асоціативних правил. *Вісник Черкаського державного технологічного університету.* 2019. № 3. С. 50–55. doi: 10.24025/2306-4412.3.2019.176909.
48. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В., Антіпова К. О. Класифікатори даних на основі інформаційної ентропії. *Могилянські читання–2020: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XXIII Всеукр. наук.-метод. конф., 16–20 лист. 2020 р. м. Миколаїв, 2020.* С. 97–99.
49. Коваленко И. И., Давыденко Е. А., Швед А. В. Выбор решений на основе нечетких отношений. *Проблеми інформаційних технологій.* 2011. № 2 (010). С. 29–32.
50. Коваленко И. И., Драган С. В., Швед А. В. Моделирование организационных структур методами графодинамики. *Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування.* 2011. № 5 (440). С. 125–131.
51. Коваленко И. И., Пономаренко Т. В. Анализ подходов к выбору методов обработки экспертных оценок. *Сборник научных трудов ХНТУ.* 2008. № 1(30). С. 45–51.
52. Коваленко И. И., Пономаренко Т. В., Швед А. В. Представление знаний на основе теории грубых множеств: учебное пособие. Николаев: Илион, 2013. 52 с.

53. Коваленко И. И., Пономаренко Т. В., Швед А. В. Принятие решений по выбору типов судов для перевозки грузов на основе нечетких отношений. *Вісник Національного технічного університету ХПІ. Серія: Нові рішення в сучасних технологіях*. 2012. Вип. 68. С. 62–67.

54. Коваленко И. И., Приходько С. Б., Пугаченко К. С., Швед А. В. Графодинамическое имитационное моделирование задач управления составом организационных систем. *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. 2013. Вип. 5 (88). С. 50–60.

55. Коваленко І. І., Швед А. В. Аналіз моделей експертних свідочств сформованих в умовах невизначеності методами теорії можливостей. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2018. Вип. 308. Т. 320. С. 3–9.

56. Коваленко И. И., Швед А. В. Анализ модификаций метода анализа иерархий на основе нечетких экспертных суждений. *Проблеми інформаційних технологій*. 2017. № 1 (021). С. 42–51.

57. Коваленко І. І., Швед А. В. Дослідження динаміки рівня невизначеності в умовах різної структури експертних свідочств. *Геометричне моделювання та інформаційні технології*. 2017. № 1 (3). С. 56–63.

58. Коваленко И. И., Швед А. В. Информационная технология поддержки принятия решений с использованием методов вероятностного вывода. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2013. Вип. 217. Т. 229. С. 51–58.

59. Коваленко И. И., Швед А. В. Классификация экспертных оценок показателей качества программных продуктов на основе теории грубых множеств. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2018. – Вип. 305. Т. 317. С. 12–17.

60. Коваленко И. И., Швед А. В. Классификация групповых экспертных оценок с применением адаптивных робастных статистических процедур. *Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных трудов*. 2010. № 6(71). С. 74–89.
61. Коваленко И. И., Швед А. В. Классификация многокритериальных альтернатив с использованием комплексных вербальных критериев. *Проблеми інформаційних технологій*. 2011. № 1 (009). С. 42–46.
62. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика агрегування індивідуальних ймовірнісних оцінок експертів при вирішенні задач ймовірнісного висновку на деревах ймовірностей. *Могілянські читання–2017: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали ХХ Всеукр. наук.-метод. конф., 13–14 лист., 2017 р. м. Миколаїв, 2017. С. 84–85.
63. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика оцінювання експлуатаційного стану фортифікаційних споруд в умовах невизначеності та нечіткості. *Могілянські читання–2018: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали ХХІ Всеукр. наук.-метод. конф., 12–17 лист. 2018 р. м. Миколаїв, 2018. С. 133–135.
64. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика синтезу групового рішення в умовах специфічних форм невизначеності. *Ольвійський форум-2018: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали ХІІ міжнар. наук.-практ. конф., 7–10 червня 2018 р. м. Миколаїв, 2018. С. 36–38.
65. Коваленко И. И., Швед А. В. Некоторые НЕ-факторы и методы их моделирования. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2013. № 1 (46). С. 23–27.
66. Коваленко И. И., Швед А. В. Некоторые прикладные задачи теории грубых множеств. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2012. № 1 (44). С. 7–14.
67. Коваленко И. И., Швед А. В. Формализованный подход к выбору оценок типа „среднее” в анализе малых неоднородных выборок данных.

Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології. 2014. Вип. 238. Т. 250. С. 74–78.

68. Коваленко И. И., Швед А. В. Экспертные технологии поддержки принятия решений: Монография. Николаев: Илион, 2013. 216 с.

69. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О. Теорія можливостей та її застосування. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 35–37.

70. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Методика комплексного застосування методів сценарного прогнозування, представлених графовими моделями ієрархічної структури. *Могілянські читання–2019: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XXII Всеукр. наук.-метод. конф., 11–16 листоп. 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 129–132.

71. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Принципи побудови діаграм впливу. *Могілянські читання–2019: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XXII Всеукр. наук.-метод. конф., 11–16 листоп. 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 132–134.

72. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Структурування бази даних транзакцій з використанням грубих множин. *Ольвійський форум-2020: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIV міжнар. наук.-практ. конф., 4–7 червня 2020 р. м. Миколаїв, 2020.

73. Коваленко И. И., Швед А. В., Кобылинский И. А. Информационные технологии графодинамического моделирования структур организационных систем. *Вісник Херсонського національного технічного університету.* 2012. № 1 (44). С. 59–64.

74. Коваленко И. И., Швед А. В., Мандра А. В. Качественное моделирование факторов риска отказа судового двигателя. *Proceedings of Azerbaijan State Marine Academy (ASMA)*. 2017. № 2. С. 186–190.
75. Коваленко И. И., Швед А. В., Мельник А. В. Вероятностный анализ рискообразующих факторов в организационных задачах судоремонта. *Судостроение и морская инфраструктура*. 2014. № 2 (2). С. 111–121.
76. Коваленко И. И., Швед А. В., Мельник А. В., Пугаченко Е. С. Сравнительный анализ методов моделирования некоторых НЕ-факторов. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2015. № 1. С. 43–50.
77. Коваленко И. И., Швед А. В., Пугаченко Е. С. Анализ правил комбинирования групповых экспертных оценок в конфликтных ситуаціях. *Проблеми інформаційних технологій*. 2014. № 1 (15). С. 14–20.
78. Коваленко И. И., Швед А. В., Пугаченко Е. С. Экспертное ранжирование иерархических организационных структур с использованием метода анализа иерархий и теории свидетельств. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2013. № 1 (46). С. 67–71.
79. Корченко О. Г., Горницька Д. А., Захарчук Т. Р. Дослідження методів апріорної оцінки якості експерта для реалізації експертиз у сфері інформаційної безпеки. *Захист інформації*. 2010. № 4. С. 53–60.
80. Кузніченко В. М. Аналитическая процедура структурирования множества альтернатив и критериев. *Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»*. Тематичний випуск: *Технічний прогрес і ефективність виробництва*. 2010. № 59. С. 81–87.
81. Кузьмин В., Губенко А. Новое дело – повышенный риск. *Риск*. 2000. № 3–4. С. 14–19.
82. Кушербаева В. Т., Сушков Ю. А., Тамазян Г. С. Шкалы и способы получения относительных приоритетов в методе анализа иерархий. *Вестник СПбГУ*. 2011. Сер. 1. Вып. 4. С. 52–60.

83. Лапшин В. И., Кузніченко В. М., Стеценко Т. В. Критеріальний метод аналітичної стохастичної процедури підтримки прийняття рішень. *Бизнес Информ.* 2013. № 7. С. 80–84.
84. Ларичев О. И. Вербальный анализ решений. М.: Наука, 2006. 181 с.
85. Ларичев О. И. Теория и методы принятия решений. Москва: Логос, 2003. 392 с. ISBN: 5-94010-180-1
86. Лопатников Л. И. Экономико-математический словарь. Словарь современной экономической науки. 5-е изд., перераб. и доп. М.: Дело, 2003. 520 с.
87. Лотов А. В., Поспелова И. И. Многокритериальные задачи принятия решений: учебное пособие. М.: Издательский отдел факультета ВМиК МГУ; Макс Пресс, 2008. 197 с.
88. Методы качественного анализа в задачах судостроения, судоремонта и судоходства: учебное пособие / Коваленко И. И., Пономаренко Т. В., Швед А. В. и др. / под ред. И. И. Коваленко. Николаев: Илион, 2014. 220 с. ISBN 978-617-534-247-3
89. Методы системного анализа в задачах морских кластеров: Монография / Коваленко И. И. и др. Николаев: Новое слово, 2017. 268 с. ISBN 978-966-2046-62-5
90. Микони С. В. Теория принятия управленческих решений. СПб.: Лань, 2015. 448 с.
91. Минаев Ю. Н., Филимонова О. Ю., Минаева Ю. И. Кронекеровы (тензорные) модели нечетко-множественных гранул. *Кибернетика и системный анализ.* 2014. Т. 50. № 4. С. 42–52.
92. Мир математики. В 45 т. Т. 45. Математика и выборы. Принятие решений / В. Торра; пер. с исп. М.: Де Агостини, 2014. 160 с.
93. Мирзоев М. С. Основы математической обработки информации. М.: Прометей. 2016. 315 с.
94. Миронова Н. А., Дубровин В. И. Обзор методов аналитической иерархии. *Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы*

вычислительного интеллекта: Материалы междунар. научной конференции. 2009. Том 1. С. 1922–194.

95. Миронова Н. А. Интеграция модификации метода анализа иерархий для систем поддержки принятия групповых решений. *Радиоелектроніка, інформатика, управління*. 2011. № 2. С. 47–54.

96. Найт Ф. Х. Риск, неопределенность и прибыль. М.: Дело, 2003. 360 с.

97. Нариньяни А. С. Введение в недоопределенность. М.: Новые технологии, 2007. 32 с.

98. Нариньяни А. С. Инженерия знаний и НЕ-факторы: краткий обзор-08. Вопросы искусственного интеллекта. *Вестник НСММИ РАН*. 2008. № 1. С. 61–77.

99. Нариньяни А. С. Недоопределенность в системе представления и обработки знаний. *Техническая кибернетика*. 1986. № 5. С. 3–29.

100. Нариньяни А. С. Недоопределенные модели и операции с недоопределенными значениями: Вычислительный центр Сибирского отделения АН СССР, 1982. 64 с. (Препринт. АН СССР, Вычислительный центр Сибирского отделения).

101. Нариньяни А. С. НЕ-факторы 2004. *КИИ-2004*: материалы IX Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием, 28 сентября–2 октября 2004 г. Тверь, 2004. С. 420–432.

102. Нариньяни А. С. НЕ-факторы и инженерия знаний: от наивной формализации к естественной прагматике. *Искусственный интеллект-94*: материалы IV Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-94), 15–21 сентября 1994 г. Рыбинск, 1994. С. 3–18.

103. Нариньяни А. С. НЕ-факторы: неоднозначность (доформальное исследование). *Новости искусственного интеллекта*. 2003. № 5. С. 58–69. № 6. С. 5–12.

104. Нариньяни А. С. НЕ-факторы: неточность и недоопределенность – различие и взаимосвязь. *Известия РАН. Серия: Теория и системы управления*. 2000. № 5. С. 44–56.

105. Наумов Г. Е., Подиновский В. В. Подиновский Вик. В. Субъективная вероятность: способы представления и методы получения. *Известия АН СССР. Техническая кибернетика*. 1991. № 1. С. 94 – 109.
106. Недашковская Н. И. Модели парных сравнений на основании интервальных оценок экспертов. *Питання прикладної математики і математичного моделювання*. 2015. URL: <http://pm-mm.dp.ua/index.php/pm-mm/article/view/112>
107. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ риска фондовых инвестиций. СПб.: ИНФРА-М, 2002. 190 с.
108. Ногин В. Д. Границы применимости распространенных методов скаляризации при решении задач многокритериального выбора. *Методы возмущений в гомологической алгебре и динамика систем*. 2004. С. 59-68.
109. Ногин В. Д. Линейная свертка критериев в многокритериальной оптимизации. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2014. № 4. С. 73-82.
110. Ногин В. Д. Принятие решений при многих критериях: учебно-методическое пособие. СПб.: ЮТАС, 2007. 104 с.
111. Ногин В. Д. Проблема сужения множества Парето: подходы к решению. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2008. № 1. С. 98–112.
112. Обучающиеся системы обработки информации и принятия решений. Непараметрический подход / Лапко А. В., Ченцов С. В., Крохов С. И., Фельдман Л. А. Новосибирск: Наука, 1996. 296 стр. ISBN 5-02-030699-1
113. Орлов А. И. Непараметрические критерии согласия Колмогорова, Смирнова, омега-квадрат и ошибки при их применении. *Научный журнал Кубанского государственного аграрного университета*. 2014. № 97(03). С. 31–45.
114. Орлов А. И. Нечисловая статистика. М.: МЗ-Пресс, 2004. 513 с.
115. Орлов А. И. Организационно-экономическое моделирование: теория принятия решений. Москва: КноРус, 2010. 568 с.
116. Орлов А. И. Организационно-экономическое моделирование: экспертные оценки. Москва: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2011. Ч. 2. 488 с.

117. Орлов А. И. Прикладная статистика: учебник. М.: Экзамен, 2006. 671 с. ISBN 5-472-01122-1
118. Орлов А. И. Эконометрика: учеб. пособие для вузов. М.: Экзамен, 2002. 575 с. ISBN 5-94692-045-6
119. Орлов А. И. Экспертные оценки. *Заводская лаборатория*. 1996. № 1(62). Р. 54–60.
120. Орлов А. И. Экспертные оценки. Москва: Экзамен, 2002. 31 с.
121. Орлов А. И., Савинов Ю. Г., Богданов А. Ю. Опыт экспертного оценивания условных вероятностей редких событий при разработке автоматизированной системы прогнозирования и предотвращения авиационных происшествий. *Известия Самарского научного центра Российской академии наук*. 2012. Т. 14. № 4(2). С. 501–506.
122. Панкратова Н. Д., Недашковская Н. И. Методология обработки нечеткой экспертной информации в задачах предвидения. Ч. 1. *Проблемы управления и информатики*. 2007. № 2. С. 40–55.
123. Подиновский В. В. Математическая теория выработки решений в сложных ситуациях: учебник. М.: МО СССР, 1981. 212 с.
124. Подиновский В. В. Меры риска как критерии выбора при вероятностной неопределенности. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2015. № 2. С. 60 – 74.
125. Подиновский В. В. Введение в теорию важности критериев в многокритериальных задачах принятия решений: учебное пособие. Москва: Физматлит, 2007. 64 с.
126. Полиметрические системы: теория и практика: монография / Жуков Ю.Д и др.; под ред. Ю.Д. Жукова. Николаев: Атолл, 2012. 382 с.
127. Пытьев Ю. П. Основы теории возможностей. Методы оптимального оценивания и принятия решений. *Вестник Московского университета. Серия 3 „Физика и астрономия”*. 1997. № 3. С. 3–7.

128. Райзберг Б. А., Лозовский Л. Ш., Стародубцева Е. Б. Современный экономический словарь. / Б. А. Райзберг. Изд. 5-е, перераб. и доп. М.: ИНФРА-М, 2006. 495 с.
129. Раушенбах Г. В. Меры близости и сходства. В кн.: *Анализ нечисловой информации о социологических исследованиях*. Москва: Наука, 1985. С. 169–203.
130. Робастность в статистике. Подход на основе функций влияния / Хампель Ф., Рончетти Э., Рауссеу П., Штаэль В. М.: Мир, 1989. 512 с.
131. Рудашевский В. Д. Риск, конфликт и неопределенность в процессе принятия решений и их моделирование. *Вопросы психологии*. 1974. № 2. С. 84–94.
132. Рыбина Г. В. Модели, методы и программные средства для построения интегрированных экспертных систем: автореф. дис. докт. техн. наук: спец. 05.13.11 „Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей”. М.: МИФИ, 2004. 44 с.
133. Рыбина Г. В., Душкин Р. В. НЕ-факторы: лингвистические аспекты извлечения знаний. *Диалог '02 по компьютерной лингвистике и ее приложениям*: тр. Междунар. семинара: в 2-х томах. М.: Наука, 2002. Т. 2. С. 484–488.
134. Саати Т. Теория принятия решений. Метод анализа иерархий / пер. с англ. Р. Вачнадзе. Москва: Радио и связь, 1993. 278 с.
135. Симахин В. А. Непараметрическая статистика. Теория оценок. Курган: Изд-во Курганского гос. ун-та, 2004. Ч. 1. 215 с. ISBN 5-86328-630-X
136. Сироткин А. В., Тулупьев А. Л. Локальный априорный вывод в алгебраических байесовских сетях: комплекс основных алгоритмов. Труды СПИИРАН. 2007. Вып. 5. СПб.: Наука, 2007.
137. Смоляк С. А., Титаренко Б. П. Устойчивые методы оценивания: статистическая обработка неоднородных совокупностей. М.: Статистика, 1980. 208 с.
138. Сморгков А. А., Кереб С. А., Орлов Д. А., Барановская К. О. Оценка технического состояния эксплуатируемых строительных конструкций зданий и сооружений. *Инженерно-строительный журнал*. 2012. № 7. С. 70–75.

139. Соколов В. А. Вероятностный анализ технического состояния строительных конструкций зданий старой городской застройки: моногр. Saarbrücken, Germany: LAP LAMBERT Academic Publishing is a trademark of: AV Akademikerverlag GmbH & Co., 2013. 152 p.

140. Степнов М. Н. Статистические методы обработки результатов механических испытаний: Справочник. М.: Машиностроение, 1985. 232 с.

141. Тарасов В. Б. Анализ и моделирование НЕ-факторов на полярных шкалах. *Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте*: сб. тр. Междунар. науч.-практич. семинара, 17–18 мая 2001 г. М.: Наука, 2001. С. 65–71.

142. Тарасов В. Б. НЕ-факторы: от семиотического анализа к методам формализации. *Новости искусственного интеллекта*. 2004. № 2. С. 95–114.

143. Тонков И. Л., Тонков Ю. Л. Актуальные проблемы оценки технического состояния строительных конструкций. *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Прикладная экология. Урбанистика*. 2017. № 3. С. 94–104.

144. Тоценко В. Г. Об унификации алгоритмов организации экспертиз. *Системные исследования и информационные технологии*. 2003. № 1. С. 96–101.

145. Трахтенгерц Э. А. Компьютерная поддержка принятия решений. М.: Синтег, 1998. 376 с.

146. Тулупьев А. Л., Николенко С. И., Сироткин А. В. Байесовские сети: логико-вероятностный подход. СПб.: Наука, 2006. 607 с.

147. Тьюки Дж. Анализ результатов наблюдений. М.: Мир, 1981. 692 с.

148. Ужга-Ребров О. И. Особенности представления знаний в теории грубых множеств. In: Proceedings of the 7th International scientific and practical conference „*Environment. Technology. Resources*”. (Rezekne, Latvia, 25–27 June. 2009). Rezekne, 2009. Vol. 2. P. 169–176.

149. Ужга-Ребров О. И. Управление неопределенностями. Часть 1 «Современные концепции и приложения теории вероятностей». Резекне: RA Izdevnieciba, 2004. 292 с. ISBN 9984-585-98-0

150. Ужга-Ребров О. И. Управление неопределенностями. Часть 3 «Современные невероятностные методы». Рязань: RA Izdevnicesiba, 2010. 560 с. ISBN 978-9984-44-041-5
151. Фишберн П. Теория полезности для принятия решений. М.: Наука, 1978. Ч. 2. 352 с.
152. Фомин А. Ф., Новоселов О. Н., Плющев А. В. Отбраковка аномальных результатов измерений. М.: Энергоатомиздат, 1985. 200с.
153. Хьюбер П. Робастность в статистике: пер. с англ. М.: Мир, 1984. 304 с.
154. Чабан Л. Н. Теория и алгоритмы распознавания образов. М.: МИИГАИК, 2004. 70 с.
155. Швед А. В. Алгоритм вибору правила комбінування експертних свідочств. *Могиланські читання: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали ХІХ Всеукр. наук.-метод. конф., 14–18 лист. 2016 р. м. Миколаїв, 2016. С. 124–127.
156. Швед А. В. Алгоритм вибору правила комбінування експертних свідочств. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2016. Вип. 271. Т. 283. С. 19–25.
157. Швед А. В. Анализ моделей экспертных свидетельств. *Проблеми інформаційних технологій*. 2016. № 1 (19). С. 88–95.
158. Швед А. В. Аналіз правил комбінування експертних свідочств сформованих в умовах невизначеності. *Могиланські читання–2014: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали ХVІІ Всеукр. наук.-метод. конф., 2014 р. м. Миколаїв, 2014. С. 55–56.
159. Швед А. В. Дослідження впливу структури експертних свідочств на ступінь конфлікту між ними. *Могиланські читання–2015: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали ХVІІІ Всеукр. наук.-метод. конф., 12–20 лист. 2015 р. м. Миколаїв, 2015. С. 70–71.

160. Швед А. В. Інформаційна технологія ранжування експертних оцінок із застосуванням теорії свідочств. *Ольвійський форум-2015: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали ІХ міжнар. наук.-практ. конф., 3–6 червня 2015 р. м. Миколаїв, 2015. Т. 2. С. 117–119.

161. Швед А. В. Методика вибору правил комбінування. *Ольвійський форум-2016: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали Х міжнар. наук.-практ. конф., 9–12 червня 2016 р. м. Миколаїв, 2016. Т. 5. С. 36–38.

162. Швед А. В. Моделювання та управління НЕ-факторами різної природи: Монографія. Миколаїв: Іліон, 2019. 204 с.

163. Швед А. В., Бойко А. П., Давиденко Є. О. Технологія підтримки прийняття рішень в задачах вибору оптимальної стратегії у військово-цивільній сфері. *Контроль і управління в складних системах (КУСС-2018)*: матеріали XIV Міжнар. конф., 15–17 жовтня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/22751>.

164. Швед А. В., Давиденко Є. О. Оцінка експлуатаційного стану об'єктів військово-цивільного призначення в умовах невизначеності. *Інтернет-Освіта-Наука–2018 (ІОН-2018)*: матеріали XI міжнар. наук.-практ. конф., 22–25 травня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. С. 122–123.

165. Швед А. В., Коваленко І. І., Давиденко Є. О. Нечітке моделювання часових рядів. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 39–41.

166. Шепель В. Н. Алгоритм определения эмпирической функции плотности по выборке из генеральной совокупности. *Современные информационные технологии в науке и практике*: материалы VIII Всероссийской научно-практической конференции. Оренбург: ИПК ГОУ ОГУ, 2009. С. 224–226.

167. Штойер Р. Многокритериальная оптимизация. Теория, вычисления и приложения. М.: Радио и связь, 1992. 504 с.

168. Шуленин В. П. Введение в робастную статистику. Томск: изд-во Том. ун-та, 1993. 227 с.
169. Шуленин В. П. Робастные методы математической статистики. Томск: НТЛ, 2016. 260 с.
170. A comparative study of the numerical scales and the prioritization methods in the AHP / Y. Dong et al. *European Journal of Operational Research*. 2008. Vol. 186. P. 229–242.
171. A novel measure of knowledge granularity in rough sets / Feng Q. R., Miao D. Q., Zhou J., Cheng Y. *International Journal of Granular Computing, Rough Sets and Intelligent Systems*. 2010. Vol. 1. P. 233–251.
172. A parametric model for determining consensus priority vectors from fuzzy comparison matrices / E. Dopazo, et al. *Fuzzy Sets and Systems*. 2014. Vol. 246. P. 49–61. doi: 10.1016/j.fss.2013.07.022
173. Abrahamsson M. Uncertainty in quantitative risk analysis – characterization and methods of treatment // Lund University, Department of Fire Safety Engineering. Sweden, 2002. Report No. 1024.
174. Antipova K. O., Davydenko Ye. O., Kovalenko I. I., Shved A. V. Modelling of group expert judgments under conditions of complex uncertainty. *East European Scientific Journal*. 2019. No 5 (45). P. 4–10.
175. Antoine V., Quost B., Masson M.-H., Denœux Th. CEVCLUS: Constrained evidential clustering of proximity data. In: *Proceedings of the 7th Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT 2011)*. (Aix-Les-Bains, France, 18–22 July. 2011). Aix-Les-Bains, 2011. P. 876–882. doi: data. 10.2991/eusflat.2011.80. doi: 10.2991/eusflat.2011.80
176. Antonucci A. An interval-valued dissimilarity measure for belief functions based on credal semantics. *Belief Functions: Theory and Applications, Advances in Intelligent and Soft Computing* / T. Denœux, M. H. Masson (eds). Berlin: Springer-Verlag, 2012. Vol. 164. P. 37–44. doi: 10.1007/978-3-642-29461-7.
177. Attribute selection with fuzzy decision reducts / Cornelis C., Jensen R., Hurtado G., Sle D., et al. *Information Sciences*. 2010. Vol. 180. No. 2. P. 209–224.

178. Bai H., Ge Y., Wang J., Li D., Liao Y., Zheng X. A method for extracting rules from spatial data based on rough fuzzy sets. *Knowledge-Based Systems*. 2014. Vol. 57. P. 28–40. doi: 10.1016/j.knosys.2013.12.008.
179. Baird B. F. Managerial decisions under uncertainty: an introduction to the analysis of decision making. New York: Wiley-Interscience, 1989. 544 p. ISBN 978-0-471-85891-1.
180. Bal M. Rough sets theory as symbolic data mining method: an application on complete decision table. *Information Sciences Letters*. 2013. Vol. 2. No. 1. P. 111–116. doi: 10.12785/isl/020105.
181. Balakrishnan N. Parameters, order statistics, outliers and robustness. *Revista Matematica Complutense*. 2007. Vol. 20(1). P. 7–107.
182. Baležentis T., Baležentis A., Brauers W. K. M. Multimoora-FG: A Multi-Objective Decision Making Method for Linguistic Reasoning with an Application to Personnel Selection. *Informatika*. 2012. Vol. 23, Iss. 2. P. 173–190. doi: 10.15388/Informatika.2012.355.
183. Barzilai J. Deriving weights from pairwise comparison matrices. *Journal of the Operational Research Society*. 1997. Vol. 48. P. 1226–1232.
184. Bazan J. G. A comparison of dynamic and non-dynamic rough set methods for extracting laws from decision tables. *Rough Sets in Knowledge Discovery*. 1998. Vol. 1. P. 321–365.
185. Bazan J. G., Nguyen H. S., Nguyen S. H., Synak P., Wroblewski J. Rough set algorithms in classification problem. *Rough Set Methods and Applications* / L. Polkowski, S. Tsumoto, T. Y. Lin (eds.). Physica-Verlag, 2000. P. 49-88.
186. Bazan J., Skowron A., Synak P. Dynamic reducts as a tool for extracting laws from decisions tables. In: *Proceedings of the 8th International Symposium “Methodologies for Intelligent Systems”*, ISMIS '94. (Charlotte, North Carolina, USA, 16–19 October. 1994). Charlotte, 1994. P. 346-355. doi: 10.1007/3-540-58495-1_35.
187. Beaubouef T., Petry F. E., Arora G. Information-theoretic measures of uncertainty for rough sets and rough relational databases. *Information Sciences*. 1998. Vol. 109(1–4). P. 185–195. doi: 10.1016/S0020-0255(98)00019-X

188. Bello R., Puris A., Falcon R., Gomez Y. Feature selection through dynamic mesh optimization. *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications, Lecture Notes in Computer Science / J. Ruiz-Shulcloper, W. Kropatsch (eds.)*. Berlin / Heidelberg: Springer, 2008. Vol. 5197. P. 348–355.

189. Bello R., Puris A., Nowe A., Martínez Y., García M. M. Two step ant colony system to solve the feature selection problem. *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications. CIARP 2006. Lecture Notes in Computer Science / J. F. Martínez-Trinidad, J. A. Carrasco Ochoa, J. Kittler (eds.)*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006. Vol. 4225. P. 588–596. https://doi.org/10.1007/11892755_61

190. Belton V., Gear T. On a Shortcoming of Saaty's Method of Analytical Hierarchies. *Omega*. 1983. Vol. 11. No 3. P. 228–230.

191. Ben Hariz S., Elouedi Z., Mellouli K. Clustering approach using Belief Function Theory. *Artificial Intelligence: Methodology, Systems, and Applications. AIMS 2006. Lecture Notes in Computer Science / J. Euzenat, J. Domingue (eds.)*. Springer, Berlin: Heidelberg, 2006. Vol. 4183. P. 162–171. doi: 10.1007/11861461_18

192. Ben-Haim Y. Info-gap decision theory: decisions under severe uncertainty. 2nd ed. London: Academic Press, 2006. 384 p. ISBN 978-0123735522

193. Beynon M. J. DS / AHP method: a mathematical analysis, including an understanding of uncertainty. *European Journal of Operational Research*. 2002. Vol. 140. P. 148–164. doi: 10.1016/S0377-2217(01)00230-2

194. Beynon M. J., Curry B., Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modeling. *Omega*. 2000. Vol. 28(1). P. 37–50. doi: 10.1016/S0305-0483(99)00033-X

195. Bhatt R. B., Gopal M. On fuzzy-rough sets approach to feature selection. *Pattern Recognition letters*. 2005. Vol. 26. No. 7. P. 965–975.

196. Bhattacharyya A. On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distribution. *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*. 1943. Vol. 35. P. 99–110.

197. Bonissone P. P., Tong R. M. Editorial: reasoning with uncertainty in expert systems. *International Journal of Man-Machine Studies*. 1985. Vol. 22(3). P. 241–250. doi: 10.1016/S0020-7373(85)80001-8
198. Bosc P., Prade H. An introduction to the fuzzy set and possibility theory-based treatment of flexible queries and uncertain or imprecise databases. *Uncertainty in Information Systems: From Needs to Solutions / A. Motro, P. Smets (eds.)*. Boston: Kluwer, 1997. P. 285–324. doi: 10.1007/978-1-4615-6245-0_10
199. Buckley J. J. Fuzzy hierarchical analysis. *Fuzzy Sets and Systems*. 1985. Vol. 17(3). P. 233–247. doi: 10.1016/0165-0114(85)90090-9
200. Bulut E., Duru O., Keçeci T., Yoshida S. Use of consistency index, expert prioritization and direct numerical inputs for generic fuzzy-AHP modeling: a process model for shipping asset management. *Expert Systems with Applications*. 2012. Vol. 39(2). P. 1911–1923. doi: 10.1016/j.eswa.2011.08.056
201. Caballero Y., Bello R., Alvarez D., Gareia M. M., Pizano Y. Improving the k-NN method: Rough Set in edit training set. *Professional Practice in Artificial Intelligence. IFIP WCC TC12 2006. IFIP International Federation for Information Processing / J. Debenham (ed.)*. Boston, MA: Springer, 2006. Vol. 218. P. 21-30. doi: 10.1007/978-0-387-34749-3_3.
202. Caballero Y., Joseph S., Lezcano Y., Bello R., Garcia M. M., Pizano Y. Using rough sets to edit training set in k-NN method. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*. (Washington, DC, USA, 8-10 September, 2005). Washington, 2005. P. 456-463.
203. Chan C.-C. A rough set approach to attribute generalization in data mining. *Journal of Information Sciences*. 1998. Vol. 107. P. 169-176.
204. Chang D. Y. Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*. 1996. Vol. 95. P. 649–655. doi: 10.1016/0377-2217(95)00300-2
205. Chang D. Y. Extent analysis and synthetic decision, optimization techniques and applications. *World Scientific*. 1992. Vol. 1. P. 352–355.

206. Charnes A., Cooper W. W. Management models and industrial applications of linear programming. New York: John Wiley and Sons, 1961. Vol. I. 467 p. doi:10.1002/nav.3800090109.
207. Chen T., Ku T. C. Importance-assessing method with fuzzy number-valued fuzzy measures and discussions on TFNs and TrFNs. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2008. Vol. 10(2). P. 104–111.
208. Cheng R. W., Chang C. W., Lin H. L. A fuzzy ANP-based approach to evaluate medical organizational performance. *International and Management Sciences*. 2008. Vol. 19(1). P. 53–74.
209. Classic works of the Dempster-Shafer theory of belief functions. In: Yager R. Y., Liu L. (eds.) *Studies in Fuzziness and Soft Computing*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008. Vol. 219. 806 p.
210. Cooper G. F. Computational complexity of probabilistic inference using bayesian belief networks. *Artificial Intelligence*. 1990. Vol. 42. P. 393–405.
211. Cornelis C., Verbiest N., Jensen R. (2010) Ordered weighted average based fuzzy rough sets. *Rough Set and Knowledge Technology. RSKT 2010. Lecture Notes in Computer Science / J. Yu, S. Greco, P. Lingras, G. Wang, A. Skowron (eds)*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010. Vol. 6401. P. 78–85. doi: 10.1007/978-3-642-16248-0_16.
212. Courtney H. 20/20 foresight: crafting strategy in an uncertain world. Boston: Harvard Business School Press, 2001. 224 p. ISBN 978-1-57851-266-9
213. Crawford G., Williams C. A note on the analysis of subjective judgement matrices. *Journal of Mathematical Psychology*. 1985. Vol. 29. P. 387–405.
214. Cuzzolin F. A geometric approach to the theory of evidence. *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Part C: Applications and Reviews)*. 2007. Vol. 38(4). P. 522–534. doi: 10.1109/TSMCC.2008.919174
215. D'Agostino R. B. Transformation to normality of the null distribution of g_1 . *Biometrika*. 1970. Vol. 57. P. 679–681.

216. Decision making under deep uncertainty. From Theory to Practice / V. A. W. J. Marchau, W. E. Walker, P. J. T. M. Bloemen, S. W. Popper (eds.). Springer: Cham, 2019. 405 p. doi: 10.1007/978-3-030-05252-2
217. Decision-making process: Concepts and Methods (ISTE) / D. Bouyssou et al. (eds). ISTE and Wiley, 2009. 928 p. ISBN 978-1848211162.
218. Defining uncertainty: a conceptual basis for uncertainty management in model-based decision support / W. E. Walker et al. *Integrated Assessment*. 2003. Vol. 4(1). P. 5–17. doi: 10.1076/iaij.4.1.5.16466
219. Dempster A. P. A generalization of Bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*. 1968. Ser. B(30). P. 205–247. doi: 10.1111/j.2517-6161.1968.tb00722.x
220. Dempster A. P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*. 1967. Vol. 38(2). P. 325–339. doi: 10.1214/aoms/1177698950
221. Deng Y. Deng entropy. *Chaos Solitons & Fractals*. 2016. Vol. 91. P. 549–553. doi: 10.1016/j.chaos.2016.07.014
222. Denoeux Th. Classification and clustering using belief functions. Spring School BFTA 2011. (Autrans, France, 4–8 April. 2011). Autrans, 2011. 78 p.
223. Dermirel T., Demirel N. C., Kahraman C. Fuzzy analytic hierarchy process and its application. *Fuzzy Multi-Criteria Decision Making: Theory and Applications with Recent Developments/* C. Kahraman (ed). New York: Springer, 2008. Vol. 16. P. 53–84.
224. Dezert J., Tacnet J. M., Batton-Hubert M., Smarandache F. Multi-criteria decision making based on DS_mT-AHP. In: *Proceedings of the 1st Workshop on the Theory of Belief Functions (BELIEF 2010)*. (Brest, France, April. 2010). Brest, 2010. 8 p. URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00559231>
225. Dopazo E., Lui K., Chouinard S., Guisse J. A parametric model for determining consensus priority vectors from fuzzy comparison matrices. *Fuzzy Sets and Systems*. 2014. Vol. 246. P. 49–61. doi: 10.1016/j.fss.2013.07.022

226. Dubois D., Prade H. A note on measures of specificity for fuzzy sets. *International Journal of General Systems*. 1985. Vol. 10(4). P. 279–283. doi: 10.1080/03081078508934893
227. Dubois D., Prade H. Modelling uncertainty and inductive inference: a survey of recent non-additive probability systems. *Acta Psychologica*. 1988. Vol. 68(1–3). P. 53–78. doi: 10.1016/0001-6918(88)90045-5
228. Duntsch I., Gediga G. Uncertainty measures of rough set prediction. *Artificial Intelligence*. 1998. Vol. 106. P. 109–137. doi: 10.1016/S0004-3702(98)00091-5
229. Dutta P., Ali T. (2015) Aleatory and epistemic uncertainty quantification. *Applied Mathematics* / S. Sarkar, U. Basu, S. De (eds). New Delhi: Springer, 2015. Vol. 146. P. 209–217. doi: 10.1007/978-81-322-2547-8_20
230. Dyer J. S. Interactive Goal Programming. *Management Science*. 1972. Vol. 19. No. 1. P. 62–70.
231. Dynamic adaptive policy path ways: a method for crafting robust decisions for a deeply uncertain world / Haasnoot M., Kwakkel J. H., Walker W. E., Maat J. *Global Environmental Change*. 2013. Vol. 23(2). P. 485–498.
232. Edwards W., Newman J. R. Multiattribute evaluation / Arkes H. R., Hammond K. R. (eds.). *Judgment and decision making: An interdisciplinary reader*. Cambridge University Press, 1986. P. 13–37.
233. Epps T. W., Pulley L. B. A test for normality based on the empirical characteristic function. *Biometrika*. 1983. Vol. 70. P. 723–726. doi: 10.1093/biomet/70.3.723
234. Fisun M., Shved A., Nezdoliy Y., Davydenko Y. The experience in application of information technologies for teaching of disabled students. In: *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS 2015)*. (Warsaw, Poland, 24–25 September. 2015). Warsaw, 2015. Vol. 2. P. 935–939. doi: 10.1109/IDAACS.2015.7341441.

235. Florea M. C., Bosse E. Crisis management using Dempster-Shafer theory: using dissimilarity measures to characterize sources' reliability. In: *Proceedings Symposium on C3I for Crisis, Emergency and Consequence Management*, RTO-MP-IST-086. (Bucharest, Romania, 11–12 May. 2009). Bucharest, 2009.

236. Fu C., Yang S. L. An evidential reasoning based consensus model for multiple attribute group decision analysis problems with interval-valued group consensus requirements. *European Journal of Operational Research*. 2012. Vol. 223(1). P. 167–176. doi: 10.1016/j.ejor.2012.05.048

237. Funtowicz S. O., Ravetz J. R. Uncertainty and quality in science for policy kluwer. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1990. 229 p. doi: 10.1007/978-94-009-0621-1

238. George T., Pal N. R. Quantification of conflict in Dempster-Shafer framework: a new approach. *International Journal Of General System*. 1996. Vol. 24(4). P. 407–423. doi: 10.1080/03081079608945130

239. Gomez Y., Bello R., Puris A., Garcia M. M., Nowe A. Two step swarm intelligence to solve the feature selection problem. *Journal of Universal Computer Science*. 2008. Vol. 14. No. 15. P. 2582–2596.

240. Gorodetsky V. I., Drozdgin V. V., Jusupov R. M. Application of attributed grammar and algorithmic sensitivity model for knowledge representation and estimation. *Artificial Intelligence and Information, Control Systems of ROBOTS*. Amsterdam: Elsevier Science Publishers B. V., 1984. P. 232–237.

241. Greco S., Matarazzo B., Slowinski R. Rough sets theory for multicriteria decision analysis. *European Journal of Operational Research*. 2001. Vol. 129(1). P. 1–47. doi: 10.1016/S0377-2217(00)00167-3

242. Grzymala-Busse J. A new version of the rule induction system LERS. *Fundamenta Informaticae*. 1997. Vol. 31. P. 27–39. doi: 10.3233/FI-1997-3113._

243. Grzymala-Busse J. W. LERS-A system for learning from examples based on rough sets. *Intelligent Decision Support. Theory and Decision Library (Series D: System Theory, Knowledge Engineering and Problem Solving) /*

R. Słowiński (ed.). Vol 11. Dordrecht: Springer, 1992. P. 3–18. doi: 10.1007/978-94-015-7975-9_1.

244. Grzymala-Busse J. W. On the unknown attribute values in learning from examples. *Methodologies for Intelligent Systems. ISMIS 1991. Lecture Notes in Computer Science (Lecture Notes in Artificial Intelligence)* / Z. W. Ras, M. Zemankova (eds.). Berlin, Heidelberg: Springer, 1991. Vol. 542. P. 368-377. doi: 10.1007/3-540-54563-8_100.

245. Grzymala-Busse J. W., Goodwin L. K. Predicting preterm birth risk using machine learning from data with missing values. *Bull of the International Rough Set Society*. 1997. Vol. 1. P. 17–21.

246. Grzymala-Busse J. W., Wang A. Y. Modified algorithms LEM1 and LEM2 for rule induction from data with missing attribute values. In: *Proceedings of the 5th International Workshop on Rough Sets and Soft Computing (RSSC'97) at the Third Joint Conference on Information Sciences (JCIS'97)*. (Research Triangle Park, NC, USA, 2–5 March. 1997). Research Triangle Park, 1997. P. 69–72.

247. Grzymala-Busse J. W., Zou X. Classification Strategies Using Certain and Possible Rules. *Rough Sets and Current Trends in Computing. RSCTC 1998. Lecture Notes in Computer Science* / L. Polkowski, A. Skowron (eds.). Berlin, Heidelberg: Springer. Vol. 1424. P. 37-44. doi: 10.1007/3-540-69115-4_6.

248. Guidance on the treatment of uncertainties associated with PRAs in risk-informed decision making / United States nuclear regulatory commission, 2009. NUREG-1855. Vol. 1. 123 p.

249. Hadjimichael M., Wasilewska A. Rough sets-based study of voter preference in 1988 U.S.A. presidential election. *Intelligent Decision Support. Theory and Decision Library (Series D: System Theory, Knowledge Engineering and Problem Solving)* / R. Słowiński (ed.). Vol. 11. Dordrecht: Springer, 1992. P. 137–151. doi: 10.1007/978-94-015-7975-9_10.

250. Hamming R. W. Error detection and error correction codes. *The Bell System Technical Journal*. 1950. Vol. 29(2). P. 147–160.

251. Hartley R. V. L. Transmission of information. *The Bell System Technical Journal*. 1928. Vol. 7(3). P. 535–563.
252. He Y. Uncertainty quantification and data fusion based on Dempster-Shafer theory. Electronic Theses, Treatises and Dissertations. Florida, 2013. 126 p.
253. Heckerman D., Geiger D., Chickering D. M. Learning bayesian networks: the combination of knowledge and statistical data. *Machine Learning*. 1995. Vol. 20. P. 197–243. doi: 10.1023/A:1022623210503
254. Henderson J. C., Nutt P. C. The influence of decision style on decision making behavior. *Management Science*. 1980. Vol. 26(4). P. 371–386. doi: 10.1287/mnsc.26.4.371
255. Hersgaard D. Distributions of asymmetric trimmed means. *Communications in statistics: Simulation and Computation*. 1979. Vol. 8(4), B. P. 359–367.
256. Hey J. D. Dynamic decision making under uncertainty: an experimental study of the dynamic competitive firm. *Oxford Economic Papers*. 1993. Vol. 45(1). P. 58–82. doi: 10.1093/oxfordjournals.oep.a042084
257. Hillier F. S., Lieberman G. J. Introduction to operations research. 7th ed. New York: McGraw Hill, 2001. 1214 p. ISBN 0-07-232169-5
258. Hodges J. L., Lehmann E. L. Estimates of location based on rank tests. *The Annals of Mathematical Statistics*. 1963. Vol. 34(2). P. 598–611. doi: 10.1214/aoms/1177704172.
259. Hogg R. V. Adaptive robust procedures: a partial review and some suggestions for future applications and theory. *Journal of the American Statistical Association*. 1974. Vol. 69(348). P. 909–923. doi: 10.1080/01621459.1974.10480225
260. Hogg R. V. On adaptive statistical interference. *Communications in Statistics: Theory and Methods*. – 1982. Vol. 11. P. 2531–2542.
261. Hogg R. V. Some observations on robust estimation. *Journal of the American Statistical Association*. 1967. Vol. 62(320). P. 1179–1186. doi: 10.1080/01621459.1967.10500924

262. Hogg R. V., Fisher D. M., Randles R. H. A Two-sample adaptive distribution-free test. *Journal of the American Statistical Association*. 1975. Vol. 70(351). P. 656–661. doi: 10.2307/2285950
263. Hogg R. V., Horn P. S., Lenth R. V. On adaptive estimation. *Journal of Statistical Planning and Inference*. 1984. Vol. 9. P. 333–343. doi: 10.1016/0378-3758(84)90008-9
264. Hogg R. V., Lenth R. V. A review of some adaptive statistical techniques. *Communications in Statistics: Theory and Methods*. 1984. Vol. 13. P. 1551–1579. doi: 10.1080/03610928408828779
265. Hohle U. Entropy with respect to plausibility measures. In: *Proceedings of 12th IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic*. (Paris, France, 25–27 May, 1982). Paris, 1982. P. 167–169.
266. Hu Q., Xie Z., Yu D. Hybrid attribute reduction based on a novel fuzzy-rough model and information granulation. *Pattern Recognition*. 2007. Vol. 40. No. 12. P. 3509–3521.
267. Hu Q., Yu D., Xie Z. Information-preserving hybrid data reduction based on fuzzy-rough techniques. *Pattern Recognition Letters*. 2006. Vol. 27. No. 5. P. 414–423.
268. Hu Q., Zhang L., An S., Zhang D., Yu D. On robust fuzzy rough set models. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2012. Vol. 20. No. 4. P. 636–651.
269. Huber P. J. Robust estimation of location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*. 1964. Vol. 35. No. 1. P. 73–101.
270. Hwang C. L., Yoon K. P. Multiple attribute decision making: methods and applications. New York: Springer, 1981. 335 p. doi: 10.1007/978-3-642-48318-9.
271. Hwang C.-L., Masud A. S. M. Multiple Objective Decision Making - Methods and Applications. A State-of-the-Art Survey. In: *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*. 1979. Vol. 164. 358 p. doi: 10.1007/978-3-642-45511-7.
272. Implementing algorithms of rough set theory and fuzzy rough set theory in the R package “roughsets” / L. S. Riza, et al. *Information Sciences*. 2014. Vol. 287. P. 68–89.

273. Inagaki T. Interdependence between safety-control policy and multiple-sensor schemes via Dempster-Shafer theory. *Transaction on Reliability*. 1991. Vol. 40(2). P. 182–188. doi: 10.1109/24.87125

274. Individual and social strategies to deal with ignorance situations in multi-person decision making / Alonso S., Herrera-Viedma E., Chiclana F., Herrera F. *International Journal of Information Technology & Decision Making (IJITDM)*. 2009. Vol. 8. P. 313–333. doi: 10.1142/S0219622009003417

275. Information entropy, rough entropy and knowledge granulation in incomplete information systems / Liang J. Y., Shi Z., Li D., Wierman M. J. *International Journal of General Systems*. 2006. Vol. 35. P. 641–654. doi: 10.1080/03081070600687668

276. Information-theoretic measure of uncertainty in generalized fuzzy rough sets / Mi J. S., Li X. M., Zhao H. Y., Feng T. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining and Granular Computing, RSFDGrC 2007*. (Toronto, Canada, 14–16 May. 2007). Toronto, 2007. P. 63–70. doi: 10.1007/978-3-540-72530-5_7

277. Introduction to Multiple Attribute Decision-making (MADM) Methods. In: *Decision Making in the Manufacturing Environment. Springer Series in Advanced Manufacturing*. London: Springer, 2007. pp 27-41 doi:10.1007/978-1-84628-819-7_3

278. Janusz A., Slezak D. Rough set methods for attribute clustering and selection. *Applied Artificial Intelligence*. 2014. Vol. 28. No. 3. P. 220–242.

279. Jensen R., Cornelis C., Shen Q. Hybrid fuzzy-rough rule induction and feature selection. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE 2009*. (Jeju Island, Korea, 20-24 August. 2009). Jeju Island, 2009. P. 1151–1156. doi: 10.1109/FUZZY.2009.5277058.

280. Jensen R., Shen Q. Finding rough set reducts with ant colony optimization. In: *Proceedings of the 2003 UK Workshop on Computational Intelligence, UKCI-2003*. (Bristol, UK, 1-3 September. 2003). Bristol, 2003. Vol. 1. P. 15–22.

281. Jensen R., Shen Q. Fuzzy-rough attribute reduction with application to web categorization. *Fuzzy Sets and Systems*. 2004. Vol. 141. No. 3. P. 469–485.

282. Ji P., Jiang R. Scale transitivity in the AHP. *Journal of the Operational Research Society*. 2003. Vol. 54. P. 896–905.
283. Jusselme A. L., Grenier D., Boss'e E. A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*. 2001. Vol. 2(2). P. 91–101. doi: 10.1016/S1566-2535(01)00026-4
284. Jusselme A. L., Grenier D., Boss'e E. Analyzing approximation algorithms in the theory of evidence. *Sensor Fusion: Architecture, Algorithms and Applications VI*. 2002. Vol. 4731. P. 65–74.
285. Jusselme A. L., Maupin P. Distances in evidence theory: comprehensive survey and generalizations. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2012. Vol. 53(2). P. 118–145. doi: 10.1016/j.ijar.2011.07.006
286. Jun Z., Zhou Y. New heuristic method for data discretization based on rough set theory. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*. 2009. Vol. 16. No. 6. P. 113–120.
287. Kemeny J. G., Snell J. L. *Mathematical models in the social sciences. Introduction to higher mathematics*. New York, Toronto, London, Blaisdell Publishing Company, A Division of Ginn and Company, Second Printing, 1963. 145 p.
288. Keynes J. M. *The general theory of employment, interest and money*. London: Macmillan, 1936.
289. Klir G. J. Measures of uncertainty in the Dempster-Shafer theory of evidence. *Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence* / R. R. Yager, M. Fedrizzi, J. Kacprzyk (eds). New York: John Wiley and Sons, 1994. P. 35–49.
290. Klir G. J. Uncertainty and information measures for imprecise probabilities: an overview. In: *Proceedings of the 1st International Symposium on Imprecise Probabilities and Their Applications (ISIPA'99)*. (Ghent, Belgium, 29 June–2 July, 1999). Ghent, 1999. P. 234–240.
291. Klir G. J. *Uncertainty and information: foundations of generalized information theory*. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006. 499 p. ISBN 978-0-471-74867-0

292. Klir G. J., Folger T. A. Fuzzy sets, uncertainty, and information. New Jersey: Prentice Hall, 1988. 355 p. ISBN 978-0133459845
293. Klir G. J., Lewis H. W. Remarks on “measuring ambiguity in the evidence theory”. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 2008. Part A. Vol. 38(4). P. 995–999. doi: 10.1109/TSMCA.2008.923066
294. Klir G. J., Parviz B. A note on measure of discord. In: *Proceedings of the 8th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI'92)*. (Stanford, CA, USA, 17–19 July. 1992). Stanford, 1992. P. 138–141. doi: 10.1016/B978-1-4832-8287-9.50023-2
295. Klir G. J., Ramer A. Uncertainty in the Dempster-Shafer theory: a critical re-examination. *International Journal of General System*. 1990. Vol. 18(2). P. 155–166. doi: 10.1080/03081079008935135
296. Klir G. J., Yuan B. Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications. NJ, Prentice Hall: Upper Saddle River, 1995. 574 p. ISBN 0-13-101171-5
297. Knight F. H. Risk, uncertainty and profit. New York: Houghton Mifflin Company, 1921 (republished in 2006 by Dover Publications, Inc., Mineola, N.Y.). 394 p. ISBN 1-61-427639-0
298. Komorowski J., Pawlal Z., Polkowski L., Skowron A. Rough set perspective on data and knowledge. *The handbook of data mining and knowledge discovery* / W. Klösgen, Jan M. Zytkow (eds.). Oxford: Oxford University Press, 1999. P. 134–149.
299. Koopman B. O. The axioms and algebra of intuitive probability. *Annals of Mathematics*. 1940. Vol. 41(2). P. 269–292. doi: 10.2307/1969003
300. Koopman B. O. The bases of probability. *Bulletin of the American Mathematical Society*. 1940. Vol. 46(10). P. 763–774. doi: 10.1090/S0002-9904-1940-07294-5 (Reprinted in Kyburg and Smokler (1964)).
301. Kovalenko I., Antipova K., Davydenko Y., Shved A. Comparative analysis of criteria convolution methods in decision-making. *Інформаційні технології і автоматизація – 2020: матеріали XIII Міжнар. наук.-практ. конф., 22–23 жовтня 2020 р. м. Одеса, 2020. С. 57–59.*

302. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Development of the procedure for integrated application of scenario prediction methods. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Vol. 2, Iss. 4 (98). P. 31–38. doi: 10.15587/1729-4061.2019.163871.

303. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Formation of consistent groups of expert evidences based on dissimilarity measures in evidence theory. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT 2019)*. (Lviv, Ukraine, 17–20 September. 2019). Lviv, 2019. P. 113–116. doi: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929858

304. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Searching for Pareto-optimal solutions. *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019* / N. Shakhovska, M. Medykovsky (eds.). 2020. Vol. 1080. P. 121–138. doi: 10.1007/978-3-030-33695-0_10.

305. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A., Antipova K. Methodology for the synthesis of information technologies for ignorance modeling: the key concepts. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information-Communication Technologies & Embedded Systems (ICT&ES 2019)*. (Mykolaiv, Ukraine, 14–15 November. 2019). Mykolaiv, 2019. P. 233–240.

306. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A., Boiko A. Efficient funds allocation system based on fuzzy logic and smart contracts. In: *Proceedings of the International Workshop on Information Modeling. Data and Knowledge Engineering (IWIMDKE 2019)*. (Lviv, Ukraine, 18–19 September. 2019). Lviv, 2019. P. 214–217. doi: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929856.

307. Kovalenko I. I., Chernova L. S., Shved A. V. Quality simulation of risk contributing factors in high technology enterprises and productions. *Комунальне господарство міст. Серія: Технічні науки та архітектура*. 2016. Вип. 128. С. 83–88.

308. Kovalenko I., Shved A. Synthesis of information decision-support technologies under complex forms of ignorance. In: *Integration of traditional and innovative scientific researches: global trends and regional aspect. Collective*

monograph. 2nd ed. Riga, Latvia: Baltija Publishing, 2020. P. 117–149. doi: 10.30525/978-9934-26-001-8-1.

309. Kovalenko I., Shved A. Technology for synthesis of group decisions in vehicle selection problem for multi-modal transportation. In: *New stages of development of modern science in Ukraine and EU countries. Collective monograph*. 3rd ed. Riga, Latvia: Baltija Publishing, 2019. P. 185–207. doi: 10.30525/978-9934-588-15-0-57.

310. Kovalenko I. I., Shved A. V. Clustering of group expert estimates based on measures in the theory of evidence. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 2016. №4(154). P. 71–78.

311. Kovalenko I. I., Shved A. V. Development of a technology of structuring group expert judgments under various types of uncertainty. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2018. № 3/4 (93). P. 60–68. doi: 10.15587/1729-4061.2018.133299.

312. Kovalenko I., Shved A., Antipova K., Davydenko Y. Structuring of a transaction database using the rough set theory. In: *Proceedings of the 3rd International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2020)*. (Zaporizhzhia, Ukraine, April 27-May 1, 2020). Zaporizhzhia, 2020. P. 278–287.

313. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. (2020). Graph dynamical modeling of organizational systems structures. *Computer Science and Engineering*. 2020. No. 1 (1). P. 1–19. doi: 10.26693/cse2020.01.001.

314. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. A technique for structuring of group expert judgments formed under complex forms of ignorance. In: *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Information Technology and Interactions (IT&I-2020)*. (Kyiv, Ukraine, 2–3 December, 2020). Kyiv, 2020.

315. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Choice of software development technologies based on pareto-optimal solutions. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*. 2019. Vol. 95. No. 3. P. 24–32. doi: 10.33108/visnyk_tntu2019.03.116.

316. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Modeling uncertain situations in decision-making with influence diagrams. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information-Communication Technologies & Embedded Systems (ICT&ES 2019)*. (Mykolaiv, Ukraine, 14–15 November. 2019). Mykolaiv, 2019. P. 106–115.

317. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Structuring of group expert judgments formed under complex forms of ignorance. In: *Proceedings of the 7th International conference on Information Technology and Interactions (Satellite)*. (Kyiv, Ukraine, 4 December. 2020). Kyiv, 2020.

318. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. The basic concepts of the normative theory of the synthesis of information technologies for decision support. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT 2020)*. (Zbarazh, Ukraine, 23–26 September. 2020). Zbarazh, 2020. P. 332–335.

319. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y., Antipova K. Assessment of the information load on managers in complex linear-functional organizational structures. In: *Theoretical and scientific foundations of engineering. Collective monograph*. Dallas, USA: Primedia eLaunch LLC, 2020. P. 34–40. doi: 10.46299/isg.2020.MONO.TECH.II.

320. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y., Antipova K. Integrated information technology analysis of group expert evaluations under conditions of inhomogeneity. In: *Theoretical and scientific foundations of engineering. Collective monograph*. Dallas, USA: Primedia eLaunch LLC, 2020. P. 41–65. doi: 10.46299/isg.2020.MONO.TECH.II.

321. Kovalenko I. I., Shved A. V., Koval N. V. A modified Case-Based Reasoning method based on the rough set theory. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018. № 4 (47). P. 106–112. doi: 10.15588/1607-3274-2018-4-10.

322. Krause P. J., Clark D. A. Representing uncertain knowledge: an artificial intelligence approach. Springer Netherlands, 1993. 227 p. ISBN 978-94-011-2084-5

323. Krejci J. Pairwise comparison matrices and their fuzzy extension: multi-criteria decision making with a new fuzzy approach. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*. Springer International Publishing, 2018. V. 366. 288 p. doi: 10.1007/978-3-319-77715-3
324. Kulak O., Kahraman C. Fuzzy multi-attribute selection among transportation companies using axiomatic design and analytic hierarchy process. *Information Sciences*. 2005. Vol. 170. P. 191–210. doi: 10.1016/j.ins.2004.02.021
325. Kumar P., Vadakkepat P., Poh L. A. Fuzzy-rough discriminative feature selection and classification algorithm, with application to microarray and image datasets. *Applied Soft Computing*. 2011. Vol. 11. No. 4. P. 3429–3440. doi: 10.1016/j.asoc.2011.01.013.
326. Kuncheva L. I. Fuzzy rough sets: application to feature selection. *Fuzzy sets and Systems*. 1992. Vol. 51. No. 2. P. 147–153.
327. Lempert R. J., Popper S. W., Bankes S. C. Shaping the next one hundred years: new methods for quantitative, long-term policy analysis. Santa Monica, CA: The RAND Pardee Center, 2003. MR-1626-RPC. 186 p.
328. Lenarcik A., Piasta Z. Discretization of condition attributes space. *Intelligent Decision Support--Handbook of Applications and Advances of the Rough Sets Theory* / R. Slowinski (Ed.). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1992. P. 373-389.
329. Lenarcik A., Piasta Z. Probabilistic rough classifiers with mixtures of discrete and continuous attributes. *Rough Sets and Data Mining* / T. Y. Lin, N. Cercone (eds.). Boston, MA: Springer, 1997. P. 373–383. doi: 10.1007/978-1-4613-1461-5_19.
330. Li M., Shang C., Feng S., Fan J. Quick attribute reduction in inconsistent decision tables. *Information Sciences*. 2014. Vol. 254. P. 155–180.
331. Liang J. Y., Chin K. S., Dang C. Y., Yam R. C. M. A new method for measuring uncertainty and fuzziness in rough set theory. *International Journal of General Systems*. 2002. Vol. 31(4). P. 331–342. doi: 10.1080/0308107021000013635
332. Liang J. Y., Li D. Y. Uncertainty and knowledge acquisition in information systems. Beijing: Science Press, 2005.

333. Liang J. Y., Qian Y. H. Axiomatic approach of knowledge granulation in information system. In: *Proceedings of the 19th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence (AI 2006)*. (Hobart, Australia, 4–8 December. 2006). Hobart, 2006. P. 1074–1078. doi: 10.1007/11941439_125
334. Liang J. Y., Shi Z. The information entropy, rough entropy and knowledge granulation in rough set theory. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based System*. 2004. Vol. 12(1). P. 37–46. doi: 10.1142/S0218488504002631
335. Liang J. Y., Wang J. H., Qian Y. H. A new measure of uncertainty based on knowledge granulation for rough sets. *Information Sciences*. 2009. Vol. 179. P. 458–470. doi: 10.1016/j.ins.2008.10.010
336. Liao S. H., Lu K. C., Cheng C. H. Evaluating anti-armor weapon using ranking fuzzy numbers. *Tamsui Oxford Journal of Mathematical Sciences*. 2000. Vol. 16(2). P. 241–257.
337. Liu Z., Dezert J., Pan Q., Cheng Y. A new evidential c-means clustering method. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion*. (Singapore, 9 June–12 July. 2012). Singapore, 2012. P. 239–246.
338. Lootsma F. A. Multi-criteria decision analysis via ratio and difference judgement. In: *Applied Optimization Series*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1999. Vol. 29. 286 p. doi: 10.1007/b102374.
339. Machina M. J., Viscusi W. K. Handbook of the Economics of Risk and Uncertainty. North-Holland: Elsevier, 2014. Vol. 1. 897 p. ISBN 9780444536853
340. Maji P., Garai P. Fuzzy–rough simultaneous attribute selection and feature extraction algorithm. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2013. Vol. 43. No. 4. P. 1166–1177. doi: 10.1109/TSMCB.2012.2225832.
341. Maluf D. A. Monotonicity of entropy computations in belief functions. *Intelligent Data Analysis*. 1997. Vol. 1(1). P. 207–213. doi: 10.1016/S1088-467X(97)00006-1
342. Martin A., Jousselme A. L., Osswald C. Conflict measure for the discounting operation on belief functions. In: *Proceedings of the 11th International*

Conference on Information Fusion (FUSION 2008). (Cologne, Germany, 30 June–3 July. 2008). Cologne, 2008. P. 1–8.

343. McCalla R. B. Uncertain perceptions: U.S. Cold War crisis decision making. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1992. 250 p.

344. Miao D. Q., Fan S. D. The calculation of knowledge granulation and its application. *Systems Engineering Theory and Practice*. 2002. Vol. 22. P. 48–56.

345. Michalski R. S. A theory and methodology of inductive learning. *Machine Learning. An Artificial Intelligence Approach* / R. S. Michalski, J. G. Carbonell, T. M. Mitchell (eds.). San Mateo, CA: Morgan Kauffman, 1983. P. 83–134.

346. Michalski R. S., Mozetic I., Hong J., Lavrac N. The multi-purpose incremental learning system AQ 15 and its testing application to three medical domains. In: *Proceedings of the 5th National Conference on Artificial Intelligence*. (Philadelphia, PA, USA, 11-15 August. 1986). Philadelphia, 1986. P. 1041–1045.

347. Michalski R. S., Mozetic I., Hong J., Lavrac N. The AQ15 inductive learning system: An overview and experiments // Department of Computer Science, University of Illinois at Urbana-Champaign. Illinois, 1986. Report 1260. 28 p.

348. Mienko R., Slowinski R., Stefanowski J., Susmaga R. RoughFamily-software implementation of rough set based data analysis and rule discovery techniques. In: *Proceedings of the 4th International Workshop on Rough Sets, Fuzzy Sets and Machine Discovery, RS96FD*. (Tokyo, Japan, 6–8 November. 1996). Tokyo, 1996. P. 437–440.

349. Mikhailov L., Tsvetinov P. Evaluation of services using a fuzzy analytic hierarchy process. *Applied Soft Computing*. 2004. Vol. 5. P. 23–33. doi: 10.1016/j.asoc.2004.04.001

350. Min F., Hu Q., Zhu W. Feature selection with test cost constraint. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2014. Vol. 55. No. 1. P. 167–179.

351. Mosleh A., Bier V. M. Uncertainty about probability: a reconciliation with the subjectivist viewpoint. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: System and Humans*. 1996. Vol. 26, № 3. P. 303–310.

352. Multi-attribute decision making: a comparison of select methods / Zanakis S. et al. *European Journal of Operational Research*. 1998. Vol. 107. P. 507–529.
353. Multiattribute Evaluation / Edwards W., Newman J. R., Snapper K., Seaver D. California, Newbury Park: SAGE Publications, 1982. doi: 10.4135/9781412985123
354. Multi-criteria decision making based on DS_mT-AHP / J. Dezert, J. M Tacnet, M. Batton-Hubert, F. Smarandache. In: *Proceedings of the 1st. Workshop on the Theory of Belief Functions (BELIEF 2010)*. (Brest, France, April. 2010). Brest, 2010.
355. Multicriteria decision making: advances in MCDM models algorithms, theory and applications. In: Gal T., Stewart Th., Hanne Th. (eds.). *International Series in Operations Research & Management Science*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1999. Vol. 21. 538 p. ISBN 0-7923-8534-9.
356. Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys. In: Figueira J, Greco S, Ehrgott M. (eds.). *International Series in Operations Research & Management Science*. New York: Springer, 2004. Vol. 233. 1347 p. doi: 10.1007/978-1-4939-3094-4.
357. Murota K., Takeuchi K. The studentized empirical characteristic function and its application to test for the shape of distribution. *Biometrika*. 1981. Vol. 68. P. 55–65. doi: 10.1093/biomet/68.1.55
358. Neapolitan R. E. Is higher-order uncertainty needed? *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: System and Humans*. 1996. Vol. 26, № 3. P. 294–302.
359. Nguyen H. S. Discretization problem for rough sets methods. *Rough Sets and Current Trends in Computing. RSCTC 1998. Lecture Notes in Computer Science* / L. Polkowski, A. Skowron (eds). Berlin, Heidelberg: Springer, 1998. Vol. 1424. P. 545–552. doi: 10.1007/3-540-69115-4_75.
360. Nguyen H. S., Nguyen S. H. Discretization methods in data mining. *Rough Sets in Knowledge Discovery* / L. Polkowski, A. Skowron (eds.). Physica-Verlag, 1998. P. 451–482.

361. Nguyen H. S., Skowron A. Quantization of real value attributes - rough set and boolean reasoning approach. In: *Proceedings of the 2nd Joint Annual Conference on Information Science*. (Wrightsville Beach, North Carolina, USA, 28 September – 1 October. 1995). Wrightsville Beach, 1995. P. 34–37.

362. Novikova N. M., Pospelova I. I., Zenyukov A. I. Method of convolution in multicriteria problems with uncertainty. *Journal of Computer and System Sciences International*. 2017. Vol. 56. P. 774–795 (2017). doi:10.1134/S1064230717050082.

363. Ohrn A., Komorowski J., Skowron A., Synak P. ROSETTA - Part 1: System overview // Dept. of Computer and Information Science Norwegian University of Science and Technology (NTNU). Trondheim, Norway, 1997. Technical report.

364. Ohrn A., Komorowski J., Skowron A., Synak P. The ROSETTA software system. *Rough Sets in Knowledge Discovery 2. Applications, Case Studies and Software Systems* / L. Polkowski, A. Skowron (eds.). Physica-Verlag, 1998. P. 572–576.

365. Osswald C., Martin A. Understanding the large family of Dempster-Shafer theory's fusion operators - a decision-based measure. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Information Fusion (FUSION 2006)*. (Florence, Italy, 10–13 July. 2006). Florence, 2006. P. 1–7.

366. Othman M. L. Inconsistent decision system: rough set data mining strategy to extract decision algorithm of a numerical distance relay - tutorial. *Advances in Data Mining Knowledge Discovery and Applications* / A. Karahoca (ed.). 2012. P.117–142. doi: 10.5772/50460.

367. Ozkan I., Turksen B. Uncertainty and fuzzy decisions. *Chaos Theory in Politics* / E. B. Santo, S. S. Ertekin, A. Tekin (eds.). Springer Netherlands, 2014. P. 17–27. doi: 10.1007/978-94-017-8691-1_2.

368. Pal N. R., Pal S. K. Entropy: a new definition and its applications. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1991. Vol. 21. P. 1260–1270.

369. Pal N. R., Pal S. K. Object-background segmentation using new definitions of entropy. *IEE Proceedings E: Computers & Digital Techniques*. 1989. Vol. 136 (4). P. 284–295.

370. Parsons S. Qualitative methods for reasoning under uncertainty. Cambridge, MA: MIT Press, 2001. 528 p. ISBN 978-0262161688
371. Patt A. G., Dessai S. Communicating uncertainty: lessons learned and suggestions for climate change assessment. *Comptes Rendu Geosciences*. 2005. Vol. 337(4). P. 425–441. doi: 10.1016/j.crte.2004.10.004
372. Patt A., Schrag D. P. Using specific language to describe risk and probability. *Climatic Change*. 2003. Vol. 60. P. 17–30.
373. Pawlak Z. A Primer on rough sets: a new approach to drawing conclusions from data. *Cardozo Law Review*. 2001. Vol. 22(5). P. 1407–1415.
374. Pawlak Z. Classification of objects by means of attributes // Institute of Computer Science Polish Academy of Sciences (ICS PAS). Warsaw, 1981. ICS PAS Reports 429/81. P. 1–20.
375. Pawlak Z. Rough classification. *International Journal of Man-Machine Studies*. 1983. Vol. 20 (5). P. 469–483. doi: 10.1016/S0020-7373(84)80022-X
376. Pawlak Z. Rough sets and fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*. 1985. Vol. 17. P. 99–102. doi: 10.1016/S0165-0114(85)80029-4
377. Pawlak Z. Rough sets, theoretical aspects of reasoning about data. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1991. 229 p. ISBN 0792314727
378. Pawlak Z. Rough sets. Basic notions // Institute of Computer Science Polish Academy of Sciences (ICS PAS). Warsaw, 1981. ICS PAS Reports 431/81. P. 1–12.
379. Pawlak Z. Rough sets. *International Journal of Computer & Information Sciences*. 1982. Vol. 11(5). P. 341–356. doi: 10.1007/BF01001956
380. Pawlak Z., Skowron A. A rough set approach for decision rules generation // Warsaw University of Technology. Warsaw, 1993. ICS Research Report 23/93. P. 1–19.
381. Pearl J. Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference. California: Morgan Kaufman Publishers, 1988. 550 p.
382. Perspectives on thinking, judging, and decision making / Brun W., Keren G., Kirkeboen G., Montgomery H. Oslo: Universitetsforlaget, 2011. 296 p. ISBN 9788215018782

383. Phillips-Wren G. E., Hahn E. D., Forgionne G. A. A multiple-criteria framework for evaluation of decision support systems. *Omega*. 2004. Vol. 32(4). P. 323–332.
384. Prabjot K., Mahanti N. C. A fuzzy ANP-based approach for selection ERP vendors. *International Journal of Soft Computing*. 2008. Vol. 3(1). P. 24–32.
385. Predki B., Słowiński R., Stefanowski J., Susmaga R., Wilk S. ROSE - Software implementation of the rough set theory. *Rough Sets and Current Trends in Computing. RSCTC 1998. Lecture Notes in Computer Science / L. Polkowski, A. Skowron (eds.)*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1998. Vol 1424. P. 605–608. doi: 10.1007/3-540-69115-4_85.
386. Qian Y. H., Liang J. Y. Combination entropy and combination granulation in rough set theory. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*. 2008. Vol. 16. P. 179–193. doi:10.1142/S0218488508005121
387. Qian Y. H., Liang J. Y., Dang C. Y. Knowledge structure, knowledge granulation and knowledge distance in a knowledge base. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2009. Vol. 50. P. 174–188. doi: 10.1016/j.ijar.2008.08.004
388. Quade E. S. Analysis for public decisions. 3rd ed. New York: North-Holland, 1989. 409 p. ISBN 978-0444014719
389. Randles R. H., Hogg R. B. Adaptive distribution-free tests. *Communications in Statistics*. 1973. Vol. 2. P. 337–356. doi: 10.1080/03610927308827080
390. Reed III J. F. Contributions to adaptive estimation. *Journal of Applied Statistics*. 1998. Vol. 25(5). P. 651–669.
391. Reed III J. F., Stark D. B. Hinge estimators of location: Robust to asymmetry. *Computer methods and programs in Biomedicine*. 1996. Vol. 49. P. 11–17.
392. Reed III J. F., Stark D. B. Robustness estimators of locations: a classification of linear and adaptive estimators. *Journal of Applied Statistics*. 1994. Vol. 21(3). P. 95–124.
393. Robust estimates of locations: survey and advances / Andrews D. F. et al. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1972. 384 p. ISBN 978-0691619767

394. Roijers D. M., Whiteson Sh. Multi-Objective Decision Making. In: Brachman R.(ed.), *Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning*. Morgan & Claypool Publishers, 2017. 130 p. ISBN 978-1627059602
395. Saaty T. The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resource allocation. Front cover. New York: McGraw Hill, 1980. 287 p. ISBN 978-0070543713
396. Salido J. F., Murakami S. Rough set analysis of a general type of fuzzy data using transitive aggregations of fuzzy similarity relations. *Fuzzy Sets and Systems*. 2003. Vol. 139. No. 3. P. 635–660.
397. Sarkadi K. On testing for normality. *Magyar Tudományos Akadémia Matematikai Kutató Intézetének Közleményei*. 1960. Vol. 5. P. 269–275.
398. Sen D., Pal S. Generalized rough sets, entropy, and image ambiguity measures. *IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society (Part B: Cybernetics)*. 2009. Vol. 39(1). P. 117–128. doi: 10.1109/TSMCB.2008.2005527
399. Sentz K., Ferson S. Combination of evidence in Dempster-Shafer theory: tech. report SAND 2002-0835. Albuquerque: Sandia National Laboratories, 2002. 94 p.
400. Shafer G. A mathematical theory of evidence. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976. 314 p. ISBN 978-0691100425
401. Shannon C. E. The mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*. 1948. Vol. 27(3&4). P. 379–423, 623–656. doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x; doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb00917.x
402. Shapiro S. S., Wilk M. B. An analysis of variance test for normality. *Biometrika*. 1965. Vol. 52(3). P. 591–611.
403. Shen Q., Chouchoulas A. A modular approach to generating fuzzy rules with reduced attributes for the monitoring of complex systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2000. Vol. 13. No. 3. P. 263–278.
404. Shen Q., Chouchoulas A. Combining rough sets and data-driven fuzzy learning for generation of classification rules. *Pattern Recognition*. 1999. Vol. 32. No. 12. P. 2073–2076. doi: 10.1016/S0031-3203(99)00099-0.

405. Shved A. Synthesis of group decisions in the problem of analysis of the technical condition of military-civilian objects. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2019. Iss. 4 (51). P. 92–102. doi: 10.15588/1607-3274-2019-4-9.

406. Shved A. V. One approach to selection of the combination rules. In: *Proceedings of the 12th International conference on Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence (ISDMCI'2016)*. (Kherson, Ukraine, 24–28 May. 2016). Kherson, 2016. P. 162–164.

407. Shved A. V. Probabilistic risk analysis of investment projects under uncertainty. In: *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS 2017)*. (Bucharest, Romania, 21–23 September. 2015). Bucharest, 2017. P. 179–182. doi: 10.1109/IDAACS.2017.8095072.

408. Shved A., Davydenko Y. The analysis of uncertainty measures with various types of evidence. In: *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP 2016)*. (Lviv, Ukraine, 23–27 August. 2016). Lviv 2016. P. 61–64. doi: 10.1109/DSMP.2016.7583508.

409. Shved A., Kovalenko I., Davydenko Y. Method of detection the consistent subgroups of expert assessments in a group based on measures of dissimilarity in evidence theory. *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019* / N. Shakhovska, M. Medykovskyy (eds.). 2020. Vol 1080. P. 36–53. doi: 10.1007/978-3-030-33695-0_4

410. Simon H. A. Models of bounded rationality. Empirically grounded economic reason. Cambridge: The MIT Press, 1997. Vol. 3. 476 p. ISBN 978-0262519434

411. Singh, G.K., Minz, S. Discretization using clustering and rough set theory. In: *Proceedings of the International Conference on Computing: Theory and Applications, ICCTA'07*. (Kolkata, India, 5-7 March. 2007). Kolkata, 2007. P. 330–336.

412. Skowron A. Boolean reasoning for decision rules generation. *Methodologies for Intelligent Systems. ISMIS 1993. Lecture Notes in Computer Science (Lecture Notes in*

Artificial Intelligence) / J. Komorowski, Z. W. Raś (eds.). Berlin, Heidelberg: Springer, 1993. Vol 689. P. 295–305. doi: 10.1007/3-540-56804-2_28.

413. Skowron A. Extracting laws from decision tables: A rough set approach. *Computational Intelligence*. 2007. Vol. 11. P. 371–388. doi: 10.1111/j.1467-8640.1995.tb00039.x.

414. Skowron A., Polkowski L. Synthesis of decision systems from data tables. *Rough Sets and Data Mining* / T. Y. Lin, N. Cercone (eds.). Boston, MA: Springer, 1997. P. 259–299. doi: 10.1007/978-1-4613-1461-5_14.

415. Skowron A., Rauszer C. The discernibility matrices and functions in information Systems. *Intelligent Decision Support. Theory and Decision Library (Series D: System Theory, Knowledge Engineering and Problem Solving)* / R. Słowiński (ed.). Dordrecht: Springer, 1992. Vol. 11. P. 331–362. doi: 10.1007/978-94-015-7975-9_21.

416. Slezak D. Approximate bayesian networks. *Technologies for Constructing Intelligent Systems*. 2002. Vol. 2. P. 313–325. __РАЗДЕЛ_5_105

417. Slezak D. Approximate entropy reducts. *Fundamenta informaticae*. 2002. Vol. 53. No. 3-4. P. 365–390.

418. Słowiński R., Stefanowski J. “Roughdas” and “Roughclass” software implementations of the rough sets approach. *Intelligent Decision Support. Theory and Decision Library (Series D: System Theory, Knowledge Engineering and Problem Solving)* / R. Słowiński (ed.). Vol. 11. Dordrecht: Springer, 1992. P. 445–456. doi: 10.1007/978-94-015-7975-9_27.

419. Smarandache F., Dezert J. Advances and applications of DSMT for information fusion. *Collected Works*. Rehoboth: American Research Press, 2004. Vol. 1. 438 p. ISBN 1-931233-82-9

420. Smarandache F., Dezert J. Advances and applications of DSMT for information fusion. *Collected works*. Rehoboth: American Research Press, 2006. Vol. 2. 461 p. ISBN 1-59973-000-6

421. Smarandache F., Dezert J. Representation of DS_mT. *Advances and Applications of DS_mT for Information Fusion*. Rehoboth: American Research Press, 2004. Vol. 1. P. 3–35. ISBN 1-931233-82-9

422. Smarandache F., Dezert J., Tacnet J. M. Fusion of sources of evidence with different importances and reliabilities. In: *Proceedings of the 3 IEEE Conference on Information Fusion*. (Edinburgh, UK, 26–29 July. 2010). Edinburgh, 2010. P. 1–8.

423. Smarandache F., Han D., Martin A. Comparative study of contradiction measures in the theory of belief functions. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion (FUSION 2012)*. (Singapore, 9–12 July. 2012). Singapore, 2012. P. 271–278.

424. Smarandache F., Martin A., Osswald C. Contradiction measures and specificity degrees of basic belief assignments. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion (FUSION 2011)*. (Chicago, USA, 5–8 July. 2011). Chicago, 2011. P. 475–482.

425. Smets Ph. Imperfect information: imprecision and uncertainty. *Uncertainty Management in Information Systems: From Needs to Solutions* / A. Motro, Ph. Smets (eds.). Boston: Kluwer, 1997. P. 225–254. ISBN 978-0792398035

426. Smets Ph. The combination of evidence in the transferable belief model. *Pattern analysis and Machine Intelligence*. 1990. Vol. 12(5). P. 447–458. doi: 10.1109/34.55104

427. Smithson M. Ignorance and disasters. *International Journal of Mass Emergencies and Disasters*. 1990. Vol 8(3). P. 207–235.

428. Smithson M. Ignorance and uncertainty: emerging paradigms. New York: Springer, 1989. 393 p. ISBN 978-0387969459

429. Stefanowski J. On combined classifiers, rule induction and rough sets. *Transactions on Rough Sets VI. Lecture Notes in Computer Science* / J. F. Peters, A. Skowron, I. Düntsch, J. Grzymała-Busse, E. Orłowska, L. Polkowski (eds.).

Berlin, Heidelberg: Springer, 2007. Vol. 4374. P. 329–350. doi: 10.1007/978-3-540-71200-8_18.

430. Stefanowski J. On rough set based approaches to induction of decision rules. *Rough Sets in Data Mining and Knowledge Discovery* / L. Polkowski, A. Skowron (eds.). Heidelberg: Physica-Verlag, 1998. Vol. 1. P. 500–529.

431. Stefanowski J. The rough set based rule induction technique for classification problems. In: *Proceedings of the 6th European Conference on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT 98*. (Aachen, Germany, 7-10 September, 1998). Aachen, 1998. P.109–113.

432. Stefanowski J., Vanderpooten D. A general two-stage approach to inducing rules from examples. *Rough Sets, Fuzzy Sets and Knowledge Discovery* / W. Ziarko (ed.). Berlin: Springer Verlag; London: British Computer Society, 1994. P. 317–325.

433. Stefanowski J., Vanderpooten D. Induction of decision rules in classification and discoveryoriented perspectives. *International Journal of Intelligent Systems*. 2001. Vol. 16. No. 1. P. 13–27. doi: 10.1002/1098-111X(200101)16:13.0.CO;2-M.

434. Stewart T. A Critical Survey on the Status of Multiple Criteria Decision Making Theory and Practice. *Omega*. 1992. Vol. 20. P. 569–586.

435. Strand R., Oughton D. Risk and uncertainty as a research ethics challenge / *National Committees for Research Ethics in Norway*. Norway, 2009. No. 9. 40p.

436. Su C. T., Hsu J. H. An extended chi² algorithm for discretization of real value attributes. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2005. Vol. 17. No. 3. P. 437–441.

437. Sugihara K., Ishii H., Tanaka H. Interval priorities in AHP by interval regression analysis. *European Journal of Operational Research*. 2004. Vol. 158(3). P. 745–754. doi: 10.1016/S0377-2217(03)00418-1

438. Swiniarski R. W. Rough sets methods in feature reduction and classification. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*. 2001. Vol. 11. No. 3. P. 565–582.

439. Taleb N. N. *The black swan: the impact of the highly improbable*. New York: Random House, 2007. 366 p. ISBN 978-1-4000-6351-2
440. Tessem B. Approximations for efficient computation in the theory of evidence. *Artificial Intelligence*. 1993. Vol. 61. P. 315–329. doi: 10.1016/0004-3702(93)90072-J
441. Triantaphyllou E. Multi-criteria decision making methods: a comparative study. In: *Applied Optimization*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000. Vol. 44. 290 p. doi: 10.1007/978-1-4757-3157-6.
442. Triantaphyllou E., Sanchez A. A sensitivity analysis approach for some deterministic multi-criteria decision-making methods. *Decision Sciences*. 1997. Vol. 28. Iss. 1. P. 151–194. doi: 10.1111/j.1540-5915.1997.tb01306.x
443. Tsumoto S. Accuracy and coverage in rough set rule induction. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Rough Sets and Current Trends in Computing, RSCTC'02*. (Malvern, PA, USA, 14-16 October. 2002). Malvern, 2002. Vol. 2475. P. 373-380.
444. Tzeng G., Huang J. *Multiple Attribute Decision Making Methods and Applications*. CRC Press, Taylor and Francis Group, A Chapman & Hall Book, Boca Raton, 2011. 350 p. doi: 10.1201/b11032
445. *Uncertainty and risk: multidisciplinary perspectives*. Earthscan Risk in Society Series / G. Bammer, M. Smithson (eds). London: Earthscan, 2008. 382 p. ISBN 978-1-8440-7474-7
446. Uncertainty, risk, and ignorance. *Legal Theory Lexicon*: web site URL: <https://lsolum.typepad.com/legaltheory/2018/10/legal-theory-lexicon-uncertainty-risk-and-ignorance.html> (the date of the appeal 22.10.2019).
447. Use of consistency index, expert prioritization and direct numerical inputs for generic fuzzy-AHP modeling: a process model for shipping asset management / Bulut E., Duru O., Keçeci T., Yoshida S. *Expert Systems with Applications*. 2012. Vol. 39(2). P. 1911–1923. doi: 10.1016/j.eswa.2011.08.056
448. Van Asselt M. B. A., Rotmans J. Uncertainty in integrated assessment modeling – from positivism to pluralism. *Climatic Change*. 2002. Vol. 54. P. 75–105.

449. Van Laarhoven P. J. M., Pedrycz W. A fuzzy extension of Saaty's priority theory. *Fuzzy Sets and Systems*. 1983. Vol. 11(3). P. 229–241. doi: 10.1016/s0165-0114(83)80082-7.
450. Verbiest N. Fuzzy rough and evolutionary approaches to instance selection: Ph.D. thesis. Ghent, 2014. 198 p.
451. Verbiest N., Cornelis C., Herrera F. Frps: A fuzzy rough prototype selection method. *Pattern Recognition*. 2013. Vol. 46. No. 10. P. 2770–2782.
452. Walker V. R. Theories of uncertainty: explaining the possible sources of error in inferences. *The Dynamics of Judicial Proof. Studies in Fuzziness and Soft Computing* / M. MacCrimmon, P. Tillers (eds). Heidelberg: Physica, 2002. Vol. 94. P. 197–236. doi: 10.1007/978-3-7908-1792-8_10.
453. Walker W. E., Lempert R. J., Kwakkel J. H. Deep uncertainty. *Encyclopedia of Operations Research and Management Science* / S. I. Gass, M. C. Fu (eds.). 3rd ed. New York: Springer, 2013. P. 395–402. doi: 10.1007/978-1-4419-1153-7_1140.
454. Wang H., Guan Ya., Huang J., Shen J. Decision rules acquisition for inconsistent disjunctive set-valued ordered decision information systems. *Mathematical Problems in Engineering*. 2015. Vol. 36. P.1–8. doi: 10.1155/2015/936340.
455. Wang X., Yang J., Peng N., Teng X. Finding minimal rough set reducts with particle swarm optimization. *Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing. RSFDGrC 2005. Lecture Notes in Computer Science* / D. Ślęzak, G. Wang, M. Szczuka, I. Düntsch, Y. Yao (eds). Berlin, Heidelberg: Springer, 2005. Vol. 3641. P. 451–460. doi: 10.1007/11548669_47.
456. Wang Y. M., Elhag T. M. S. A goal programming method for obtaining interval weights from an interval comparison matrix. *European Journal of Operational Research*. 2007. Vol. 177. P. 458–471. doi: 10.1016/j.ejor.2005.10.066
457. Wang Y. M., Elhag T. M. S., Hua Z. A modified fuzzy logarithmic least squares method for fuzzy analytic hierarchy process. *Fuzzy Sets and Systems*. 2006. Vol. 23(157). P. 3055–3071. doi: 10.1016/j.fss.2006.08.010

458. Wang Y. M., Yang J. B., Xu D. L. A two-stage logarithmic goal programming method for generating weights from interval comparison matrices. *Fuzzy Sets and Systems*. 2005a. Vol. 152. P. 475–498. doi: 10.1016/j.fss.2004.10.020
459. Wang Y. M., Yang J. B., Xu D. L. Interval weight generation approaches based on consistency test and interval comparison matrices. *Applied Mathematics and Computation*. 2005b. Vol. 167. P. 252–273. doi: 10.1016/j.amc.2004.06.080
460. Weiss S., Kulikowski C. Computer systems that learn: classification and prediction methods from statistics, neural nets, machine learning and expert systems. *Machine Learning Series*. Morgan Kaufmann, 1990. 223 p. ISBN 978-1558600652
461. Wierman M. J. Measuring uncertainty in rough set theory. *International Journal of General Systems*. 1999. Vol. 28. P. 283–297. doi: 10.1080/03081079908935239
462. Wong S. K. M., Ziarko W. Algorithm for inductive learning. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Sciences*. 1986. Vol. 34. P. 271-276.
463. Wroblewski J. Ensembles of classifiers based on approximate reducts. *Fundamenta Informaticae*. 2001. Vol. 47. No. 3-4. P. 351–360.
464. Wroblewski J. Theoretical foundations of order-based genetic algorithms. *Fundamenta Informaticae*. 1996. Vol. 28. No. 3-4. P. 423–430.
465. Xie H., Cheng H. Z., Niu D. X. Discretization of continuous attributes in rough set theory based on information entropy. *Chinese Journal of Computers*. 2005. Vol. 28. No. 9. P. 1570-1574.
466. Xu R. Fuzzy least-squares priority method in the analytic hierarchy process. *Fuzzy Sets and Systems*. 2000. Vol. 3(112). P. 395–404. doi: 10.1016/s0165-0114(97)00376-x
467. Xu R., Zhai X. Fuzzy logarithmic least squares ranking method in analytic hierarchy process. *Fuzzy Sets and Systems*. 1996. Vol. 2(77). P. 175–190. doi: 10.1016/0165-0114(95)00073-9
468. Xu W. H., Zhang X. Y., Zhang W. X. Knowledge granulation, knowledge entropy and knowledge uncertainty measure in ordered information systems. *Applied Soft Computing*. 2009. Vol. 9. P. 1244–1251.

469. Xu W., Liu Sh., Zhang X., Zhang W. On granularity in information systems based on binary relation. *Intelligent Information Management*. 2011. Vol. 3. P. 75–86. doi: 10.4236/iim.2011.33010
470. Yager R. R. Entropy and specificity in a mathematical theory of evidence. *International Journal of General Systems*. 1983. Vol. 9(4). P. 249–260. doi: 10.1080/03081078308960825
471. Yager R. R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Information Science*. 1987. Vol. 41(2). P. 93–137. doi: 10.1016/0020-0255(87)90007-7
472. Yan Y., Suo B. A Novel D-S combination method for interval-valued evidences. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*. 2013. Vol. 6(13). P. 2326–2331. doi: 10.19026/rjaset.6.3703
473. Yao Y. Three-way decision: an interpretation of rules in rough set theory. *Rough Sets and Knowledge Technology. RSKT 2009. Lecture Notes in Computer Science* / P. Wen, Y. Li, L. Polkowski, Y. Yao, S. Tsumoto, G. Wang (eds.). Berlin, Heidelberg: Springer, 2009. Vol. 5589. P. 642-649. doi: 10.1007/978-3-642-02962-2_81.
474. Yao Y. Y. Notes on rough set approximations and associated measures. *Journal of Zhejiang Ocean University (Natural Science)*. 2010. Vol. 29(5). P. 399–410.
475. Yao Y. Y. Probabilistic approaches to rough sets. *Expert Systems*. 2003. Vol. 20. P. 287–297. doi: 10.1111/1468-0394.00253
476. Yu P. L. A class of solutions for group decision problems. *Management Science*. 1973. Vol. 19. P. 936–946.
477. Zadeh L. A. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*. 1997. Vol. 90(2). P. 111–127. doi: 10.1016/S0165-0114(97)00077-8
478. Zeleny M. Multiple criteria decision making. New York: McGraw Hill, 1982. 563 p.

479. Zhang L. Representation, independence and combination of evidence in the Dempster-Shafer Theory of Evidence. *Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence* / R. R. Yager, J. Kacprzyk, M. Fedrizzi (eds.). New York: John Wiley & Sons, 1994. P. 51–69. ISBN 0-471-55248-8

480. Zhao S., Tsang E. C., Chen D., Wang X. Building a rule-based classifier a fuzzy-rough set approach. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2010. Vol. 22. No. 5. P. 624–638. doi: 10.1109/TKDE.2009.118.

481. Zhong N., Dong J., Ohsuga S. Using rough sets with heuristics for feature selection. *Journal of Intelligent Information Systems*. 2001. Vol. 16. No. 3. P. 199–214. doi: 10.1023/A:1011219601502.

482. Zhu P. An improved axiomatic definition of information granulation. *Journal Fundamenta Informaticae*. 2012. Vol. 120(1). P. 93–109. doi: 10.3233/FI-2012-752

483. Zimmermann H.-J., Zysno P. Latent connectives in human decision. *Fuzzy Sets and Systems*. 1980. Vol. 4. P. 37-51.

ДОДАТОК А

АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ЕКСПЕРТНИХ СВІДОЦТВ

А.1. Моделі експертних свідочств

Отримані за результатами експертного оцінювання ЕС (переваги) щодо досліджуваної проблеми, висловлені (отримані) на одній і тій самій множині початкових даних, можуть взаємодіяти між собою в різний спосіб, щодо тієї інформації, яку вони можуть дати про множину початкових даних [7, 55, 157, 399].

Розглянемо ряд ситуацій, які можуть виникати в процесі експертного оцінювання. Припустимо, задана множина вихідних даних (альтернатив) $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$ та група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, m}\}$, що здійснює їх оцінювання. За результатами проведеної експертизи може бути сформована система підмножин $X = \{X_j \mid j = \overline{1, m}\}$, що відображає експертні переваги (вибір), таких, що $X_j \subseteq A$. Будь яка підмножина X_j може бути побудована на основі системи правил (1.2).

Випадок 1. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, $j = \overline{1, m}$, задовольняють наступній умові:

$$X_1 \subseteq X_2 \subseteq \dots \subseteq X_j \subseteq \dots \subseteq X_m \subseteq X. \quad (\text{A.1})$$

У цьому випадку ЕС вважаються узгодженими. Узгоджені судження (свідочтва) експертів задовольняють умові, за якою область значення одного свідочтва є підмножиною області визначення іншого. Структура таких свідочств має вкладений характер (рис. А.1).

Аналізуючи структуру ЕС, наведену на рис. А.1, отримаємо:

– експерт 1 вважає, що необхідно обрати альтернативу номер 1 ($X_1 = \{A_1\}$);

- експерт 2 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1 і 2 ($X_2 = \{A_1, A_2\}$), тобто альтернативи 1 та 2 для нього рівнозначні;
- експерт 3 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1, 2 та 3 ($X_3 = \{A_1, A_2, A_3\}$);
- експерт 4 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1, 2, 3 та 4 ($X_4 = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$);
- експерт 5 вагається із вибором, для нього всі альтернативи рівнозначні ($X_5 = A = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}$).

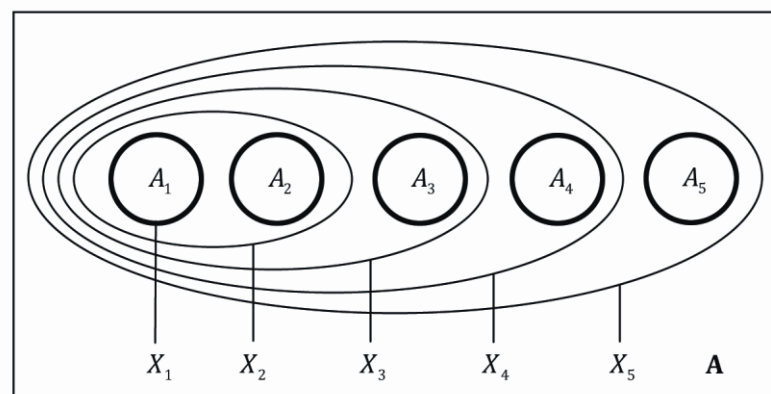


Рисунок А.1 – Графічне представлення узгоджених ЕС

Випадок 1а. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, $j = \overline{1, m}$, задовольняють умові:

$$X_1 = X_2 = \dots = X_j = \dots = X_m, \quad (\text{A.2})$$

тобто всі експерти обрали одну й ту саму множину вихідних даних.

Випадок 1б. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, задовольняють умові:

$$X_1 = X_2 = \dots = X_j = \dots = X_m, \quad |X_j| = 1, \quad \forall j = \overline{1, m}, \quad (\text{A.3})$$

тобто всі експерти обрали одну й ту саму альтернативу, як кращий вибір.

Ситуації 1а та 1б є окремими випадками узгоджених ЕС. Такі судження можуть вважатися еквівалентними.

Випадок 2. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, $j = \overline{1, m}$, задовольняють умові:

$$X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_j \cap \dots \cap X_m \neq \emptyset. \quad (\text{A.4})$$

В цьому випадку судження експертів вважаються сумісними. Сумісні судження (свідоцтва) експертів, породжують таку структуру, при якій всі свідоцтва мають щонайменш один спільний елемент (рис. А.2).

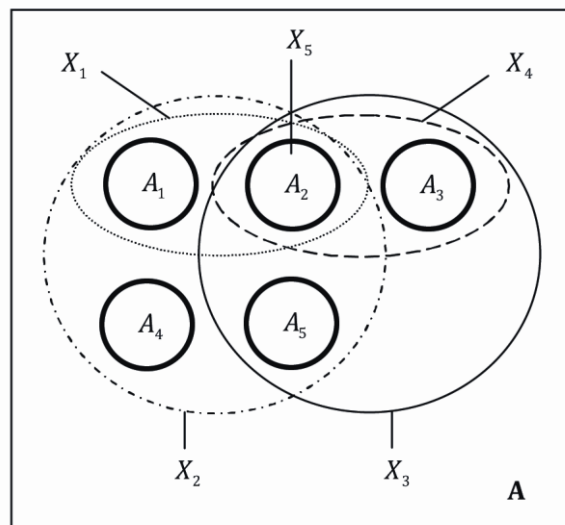


Рисунок А.2 – Графічне представлення сумісних ЕС

В цьому випадку:

- експерт 1 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1 та 2 ($X_1 = \{A_1, A_2\}$);
- експерт 2 вважає, що необхідно обрати всі альтернативи, окрім альтернативи під номером 3 ($X_2 = \{A_1, A_2, A_4, A_5\}$);
- експерт 3 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 2, 3 та 5 ($X_3 = \{A_2, A_3, A_5\}$);
- експерт 4 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 2 та 3 ($X_4 = \{A_2, A_3\}$);
- експерт 5 вважає, що необхідно обрати альтернативу під номером 2 ($X_5 = \{A_2\}$).

Випадок 3. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, $j = \overline{1, m}$, задовольняють умові:

$$X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_j \cap \dots \cap X_m = \emptyset, \exists C: X_i \cap X_j \neq \emptyset. \quad (\text{A.5})$$

В цьому випадку судження експертів вважаються довільними. Довільні судження (свідоцтва) експертів являють собою таку структуру, при якій відсутні такі елементи, які одночасно можуть належати всім свідоцтвам, проте деякі з них можуть мати спільні елементи (рис. А.3).

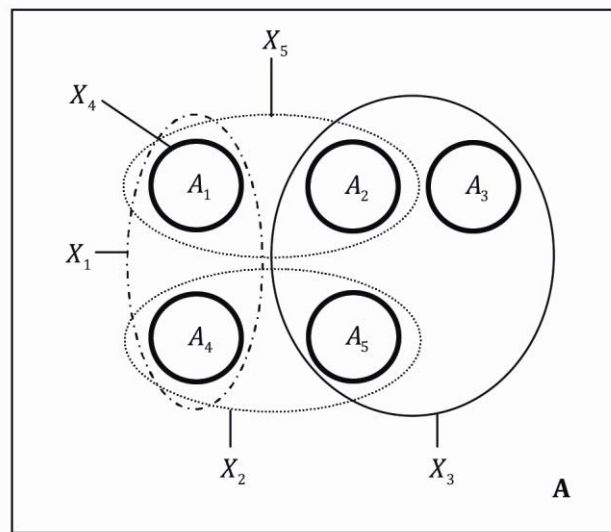


Рисунок А.3 – Графічне представлення довільних ЕС

В цьому випадку:

- експерт 1 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1 та 4 ($X_1 = \{A_1, A_4\}$);
- експерт 2 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 4 та 5 ($X_2 = \{A_4, A_5\}$);
- експерт 3 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 2, 3 та 5 ($X_3 = \{A_2, A_3, A_5\}$);
- експерт 4 вважає, що необхідно обрати альтернативу під номером 1 ($X_4 = \{A_1\}$);
- експерт 5 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1 та 2 ($X_5 = \{A_1, A_2\}$).

Випадок 4. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, $j = \overline{1, m}$, задовольняють умові:

$$\forall X_i, X_j \subseteq X: X_i \cap X_j = \emptyset. \quad (\text{A.6})$$

В цьому випадку судження експертів вважаються роздільними. Роздільні або незв'язні судження (свідчення) експертів являють собою таку структуру, при якій відсутні будь-які взаємодії між свідченнями експертів (свідчення не перетинаються), рис. А.4.

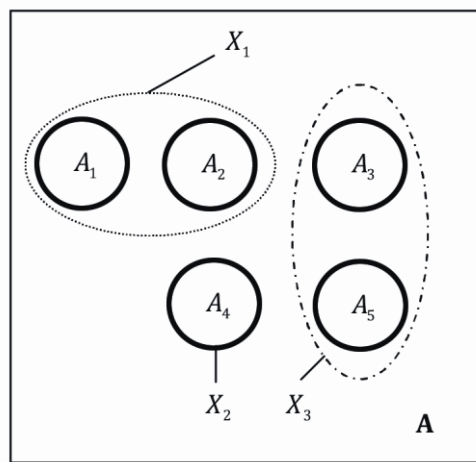


Рисунок А.4 – Графічне представлення роздільних ЕС

В цьому випадку:

- експерт 1 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 1 та 2 ($X_1 = \{A_1, A_2\}$);
- експерт 2 вважає, що необхідно обрати тільки альтернативу під номером 4 ($X_2 = \{A_4\}$);
- експерт 3 вважає, що необхідно обрати альтернативи під номерами 3 та 5 ($X_3 = \{A_3, A_5\}$);

Випадок 4а. Припустимо сформовані експертами підмножини $X_j \subseteq A$, задовольняють умові:

$$\forall X_i, X_j \subseteq X: X_i \cap X_j = \emptyset, |X_j| = 1, \forall j = \overline{1, m}, \quad (\text{A.7})$$

тобто кожен експерт виділив тільки одну унікальну альтернативу (альтернативу, яку не обрав жоден з решти експертів), як кращий вибір.

А.2 Дослідження зв'язку між структурою експертних свідочств та відстанню між ними

Припустимо, задана множина альтернатив $A = \{A_i \mid i = \overline{1, n}\}$ і група експертів $E = \{E_j \mid j = \overline{1, m}\}$, що виконують оцінювання.

В нотації математичної теорії свідочств [219, 220, 400] (модель Шейфера) експерт E_j може сформулювати систему підмножин $P_j = \{B_t \mid t = \overline{1, s}\}$, $s = 2^A$, що відображає його вибір, таких, що $B_t \subseteq A$, які задовольняють умовам (1.2).

Сформовані підмножини $B_t \subseteq A$ можуть взаємодіяти між собою різним чином, утворюючи моделі структур (А.1) – (А.7).

Для визначення міри відмінності між сформованими групами свідочств B_1 і B_2 можуть бути використані різні метрики, що дозволяють кількісно оцінити ступінь відмінності між фокальними елементами [176, 196, 214, 283, 285, 440]. Розглянемо деякі з них докладніше.

Кон'юнктивна відмінність (*conjunctive dissimilarity*) між двома групами свідочств, визначається формулою [235, 238, 365]:

$$k(m_1, m_2) = \sum_{\substack{B_i, B_j \subseteq A \\ B_i \cap B_j = \emptyset}} m_1(B_i) m_2(B_j). \quad (\text{A.8})$$

Міра (А.8) являє собою ступінь кон'юнктивного конфлікту між двома функціями основної маси ймовірності $m_1(\cdot)$ та $m_2(\cdot)$.

Кон'юнктивна відмінність між n групами свідочств [235, 238, 365] може бути виражена як

$$k_N(m_1, m_2) = \sum_{\substack{B_1, B_2, \dots, B_n \subseteq A \\ B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = \emptyset}} m_1(B_1) m_2(B_2) \dots m_n(B_n). \quad (\text{A.9})$$

Відстань $d(m_1, m_2) \in [0, 1]$ являє собою міру відмінності між двома групами свідочств:

1. Відстань Тессема (*Tessem's distance*) [440]:

$$d_T(m_1, m_2) = \max_{A_i \in A} |BetP_1(A_i) - BetP_2(A_i)|, \quad (A.10)$$

де $BetP_m(A_i) = \sum_{\substack{B \subseteq A, \\ A_i \in B}} \frac{1}{|B|} \frac{m(B)}{1 - m(\emptyset)}$, $m(\emptyset) \neq 1$ – пігністична трансформація.

2. Відстань Джоссельме (*Jousselme distance*) [283, 284]:

$$d_J(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (m_1 - m_2)^T \underline{D} (m_1 - m_2)}, \quad (A.11)$$

де $(m_1 - m_2)$ – різниця векторів; \underline{D} – матриця $2^{|\Omega|} \times 2^{|\Omega|}$, елементи якої визначаються як

$$D(B_i, B_j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } B_i = B_j \\ S(B_i, B_j), & \forall B_i, B_j \in A \end{cases} \quad (A.12)$$

У виразі (A.12) у якості функції подібності $S(B_i, B_j)$ (*similarity function*) застосовують коефіцієнт Жаккарда (*Jaccard coefficient*)

$S(B_i, B_j) = |B_i \cap B_j| / |B_i \cup B_j|$, де $|\cdot|$ – кардинальність відповідних підмножин.

В [162] наведено огляд альтернативних коефіцієнту Жаккарда функцій подібності $S(B_i, B_j)$ (табл. А.1).

Таблиця А.1 – Функції подібності

Назва	Dice	Fixsen&Mahler	Kulczynski
Функція $S(B_i, B_j)$	$\frac{2 B_i \cap B_j }{ B_i + B_j }$	$\frac{ B_i \cap B_j }{ B_i B_j }$	$\frac{ B_i \cap B_j }{2 B_i } + \frac{ B_i \cap B_j }{2 B_j }$
Назва	Ochiai	Sokal&Sneath	
Функція $S(B_i, B_j)$	$\frac{ B_i \cap B_j }{\sqrt{ B_i B_j }}$	$\frac{ B_i \cap B_j }{2 B_i \cup B_j - B_i \cap B_j }$	

3. Евклідова відстань (*Euclidean distance*)[214, 235]:

$$d_E(m_1, m_2) = \sqrt{\sum_{B \subseteq A} [m_i(B) - m_j(B)]^2}. \quad (\text{A.13})$$

4. Відстань Бхаттачарія (*Bhattacharyya distance*)[196]:

$$d_B(m_1, m_2) = \left[1 - \sum_{B \subseteq A} \sqrt{m_i(B) \cdot m_j(B)} \right]^k, \quad k > 0. \quad (\text{A.14})$$

5. Відстань Ванга (*Wang distance*) [162, 235]:

$$d_W(m_1, m_2) = \sum_{B \subseteq A} \frac{|m_1(B) - m_2(B)|}{2}. \quad (\text{A.15})$$

6. Середня відстань (*Mean distance*) [235]:

$$d_M = \frac{2}{n - (n - 1)} \sum_{1 \leq i < j \leq n} d(m_i, m_j). \quad (\text{A.16})$$

Розглянемо ряд прикладів, що ілюструють чутливість міри (A.11) до сформованої структури ЕС (A.1) – (A.7).

Випадок 1. В результаті проведення експертного опитування була сформована система підмножин $X = \{P_1, P_2\}$, що відображає вибір експертів 1 і 2. Компонента $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$ являє собою множину, яка є сукупністю виділених екпертом 1 підмножин $B_1^{(1)} = \{A_2\}$ та $B_2^{(1)} = \{A_4\}$. Експертом 2 була сформована підмножина $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_2\}$ та $B_2^{(2)} = \{A_4\}$.

На рисунку A.5 наведені виділені експертами 1 і 2 підмножини. За своєю структурою свідцтва задовольняють умові (A.3) і є еквівалентними.

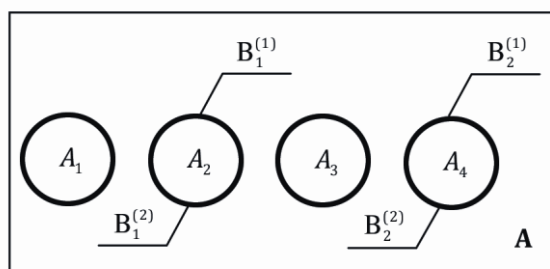


Рисунок A.5 – Виділені експертами 1 і 2 підмножини (Випадок 1a)

Випадок 1а. Сформовані експертами підмножини є еквівалентними ($B_1^{(1)} = B_1^{(2)} = \{A_2\}$, $B_2^{(1)} = B_2^{(2)} = \{A_4\}$), відповідним підмножинам призначені однакові значення маси ймовірності $m(\cdot)$ ($m(B_1^{(1)}) = m(B_1^{(2)})$, $m(B_2^{(1)}) = m(B_2^{(2)})$):

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.6; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.4.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0; m_2(A_2) = 0.6; m_2(A_3) = 0; m_2(A_4) = 0.4.$$

Випадок 1б. Сформовані експертами підмножини є еквівалентними, основна маса ймовірності відповідних підмножин $m(\cdot)$ відрізняється незначно:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.6; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.4.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0; m_2(A_2) = 0.4; m_2(A_3) = 0; m_2(A_4) = 0.6.$$

Випадок 1в. Сформовані експертами підмножини є еквівалентними, основна маса ймовірності відповідних підмножин $m(\cdot)$ відрізняється в значній мірі:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.9; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.1.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0; m_2(A_2) = 0.1; m_2(A_3) = 0; m_2(A_4) = 0.9.$$

Розрахуємо міру відмінності між свідцтвами $d_J(m_1, m_2)$ на основі (А.11). У таблиці А.2 наведені значення $d_J(m_1, m_2)$ для результуючих ЕС.

Таблиця А.2 – Значення метрики для результуючих ЕС (Випадок 1)

Випадок	Значення $d_J(m_1, m_2)$
Випадок 1а	$d_J(m_1, m_2) = 0$
Випадок 1б	$d_J(m_1, m_2) = 0.2$
Випадок 1в	$d_J(m_1, m_2) = 0.8$

Випадок 2. В результаті проведення експертного опитування була сформована система підмножин $X = \{P_1, P_2\}$, що відображає вибір експертів 1 та 2. Компонента $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$ являє собою множину, яка є сукупністю виділених експертом 1 підмножин $B_1^{(1)} = \{A_1, A_2, A_3\}$ та $B_2^{(1)} = A$. Експертом 2 була сформована підмножина $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_2, A_3\}$ та $B_2^{(2)} = A$.

На рисунку А.6 наведені виділені експертами 1 та 2 підмножини. За своєю структурою свідчення задовольняють умові (А.1) і є узгодженими.

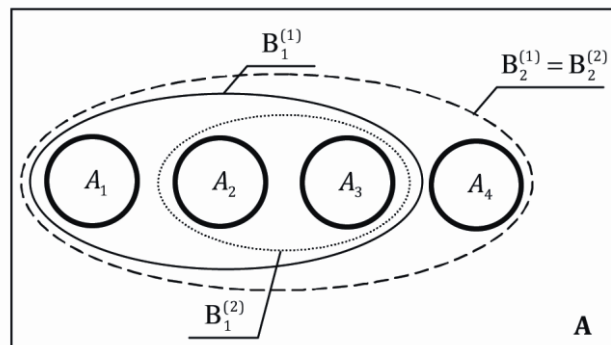


Рисунок А.6 – Виділені експертами 1 і 2 підмножини (Випадок 2а)

Випадок 2а. Один фокальний елемент включений до іншого фокального елементу, що відповідає узгодженим ЕС. У цьому випадку результуючий фокальний елемент відповідає елементу, що включений в інший фокальний елемент ($B_1^{(1)} \subset B_1^{(2)}, B_2^{(1)} \subseteq B_2^{(2)}$). Відповідним підмножинам призначені однакові значення основної маси ймовірності $m(\cdot)$ ($m(B_1^{(1)}) = m(B_1^{(2)})$, $m(B_2^{(1)}) = m(B_2^{(2)})$), $m(A) > m(B_j)$:

Експерт 1: $m_1(A_1, A_2, A_3) = 0.4$; $m_1(A) = 0.6$.

Експерт 2: $m_2(A_2, A_3) = 0.4$; $m_2(A) = 0.6$.

Випадок 2б. Сформовані підмножини узгоджені, відповідним підмножинам призначені однакові значення основної маси ймовірності $m(\cdot)$, $m(A) < m(B_j)$:

Експерт 1: $m_1(A_1, A_2, A_3) = 0.6$; $m_1(A) = 0.4$.

Експерт 2: $m_2(A_2, A_3) = 0.6$; $m_2(A) = 0.4$.

Розрахуємо міру відмінності між свідощтвами $d_J(m_1, m_2)$ на основі (А.11). У таблиці А.3 наведені значення $d_J(m_1, m_2)$ для результуючих ЕС.

Таблиця А.3 – Значення метрики для результуючих ЕС (Випадок 2)

Випадок	Значення $d_J(m_1, m_2)$
Випадок 2а	$d_J(m_1, m_2) = 0.23$
Випадок 2б	$d_J(m_1, m_2) = 0.34$

Ситуація 3. В результаті проведення експертного опитування була сформована система підмножин $X = \{P_1, P_2\}$, що відображає вибір експертів 1 та 2. Компонента $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$ являє собою множину, яка є сукупністю виділених екпертом 1 підмножин $B_1^{(1)} = \{A_2, A_4\}$ та $B_2^{(1)} = A$. Екпертом 2 була сформована підмножина $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_3, A_4\}$ та $B_2^{(2)} = A$.

На рисунку А.7 наведені виділені екпертами 1 та 2 підмножини. За своєю структурою свідощтва задовольняють умові (А.4) і є сумісними.

Випадок 3а. Виділені підмножини перетинаються, що відповідає сумісним судженням ($B_1^{(1)} \cap B_1^{(2)} \neq \emptyset = \{A_4\}$, $B_2^{(1)} \cap B_2^{(2)} \neq \emptyset = A$), відповідним підмножинам призначені однакові значення $m(\cdot)$ ($m(B_1^{(1)}) = m(B_1^{(2)})$, $m(B_2^{(1)}) = m(B_2^{(2)})$), $m(A) > m(B_j)$.

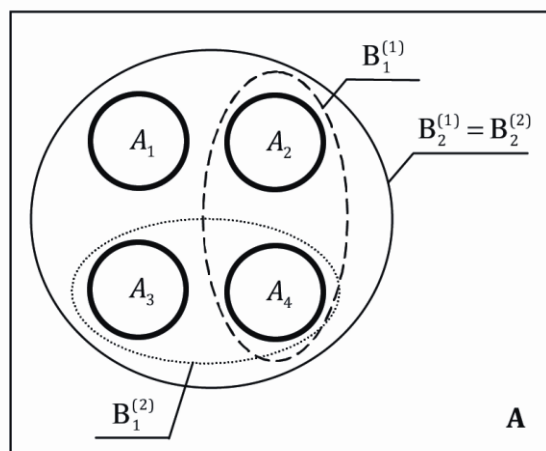


Рисунок А.7 – Виділені екпертами 1 і 2 підмножини (Випадок 3а)

Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1: $m_1(A_2, A_4) = 0.4$; $m_1(A) = 0.6$.

Експерт 2: $m_2(A_3, A_4) = 0.4$; $m_2(A) = 0.6$.

Випадок 3б. Сформовані підмножини перетинаються, відповідним підмножинам призначені однакові значення $m(\cdot)$, $m(A) < m(B_j)$:

Експерт 1: $m_1(A_2, A_4) = 0.6$; $m_1(A) = 0.4$.

Експерт 2: $m_2(A_3, A_4) = 0.6$; $m_2(A) = 0.4$.

Випадок 3в. Всі сформовані фокальні елементи мають спільний перетин.

Експерт 1 виділив один фокальний елемент: $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$, де $B_1^{(1)} = \{A_2, A_4\}$, $B_2^{(1)} = A$. Експерт 2 виділив два фокальних елементи: $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}, B_3^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_2\}$, $B_2^{(2)} = \{A_3, A_4\}$, $B_3^{(2)} = A$. Експертом 2 виділена додаткова множина $B_1^{(2)} = \{A_2\}$, $|B_1^{(2)}| = 1$. Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1: $m_1(A_2) = 0$; $m_1(A_2, A_4) = 0.6$; $m_1(A) = 0.4$.

Експерт 2: $m_2(A_2) = 0.2$; $m_2(A_3, A_4) = 0.4$; $m_2(A) = 0.4$.

Випадок 3г. Кардинальність фокального елемента $B_1^{(2)}$ збільшена, $|B_1^{(2)}| = 2$. Експерт 1 виділив підмножини: $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$, де $B_1^{(1)} = \{A_2, A_4\}$, $B_2^{(1)} = A$. Експерт 2 виділив підмножини $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}, B_3^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_1, A_2\}$, $B_2^{(2)} = \{A_3, A_4\}$, $B_3^{(2)} = A$.

Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1: $m_1(A_2) = 0$; $m_1(A_2, A_4) = 0.6$; $m_1(A) = 0.4$.

Експерт 2: $m_2(A_1, A_2) = 0.2$; $m_2(A_3, A_4) = 0.4$; $m_2(A) = 0.4$.

Розрахуємо міру відмінності між свідцтвами $d_J(m_1, m_2)$ на основі (А.11).

У таблиці А.4 наведені значення $d_J(m_1, m_2)$ для результируючих експертних свідцтв.

Таблиця А.4 – Значення метрики для результируючих свідочств (Випадок 3)

Випадок	Значення $d_J(m_1, m_2)$
Випадок 3а	$d_J(m_1, m_2) = 0.32$
Випадок 3б	$d_J(m_1, m_2) = 0.49$
Випадок 3в	$d_J(m_1, m_2) = 0.38$
Випадок 3г	$d_J(m_1, m_2) = 0.40$

Випадок 4. В результаті проведення експертного опитування була сформована система підмножин $X = \{P_1, P_2\}$, що відображає вибір експертів 1 та 2. Компонента $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$ являє собою множину, яка є сукупністю виділених експертом 1 підмножин $B_1^{(1)} = \{A_2\}$ і $B_2^{(1)} = \{A_4\}$. Експертом 2 була сформована підмножина $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_1\}$ і $B_2^{(2)} = \{A_4\}$.

На рисунку А.8 наведені виділені експертами 1 та 2 підмножини. За своєю структурою свідочтва задовольняють умові (А.5) і є довільними.

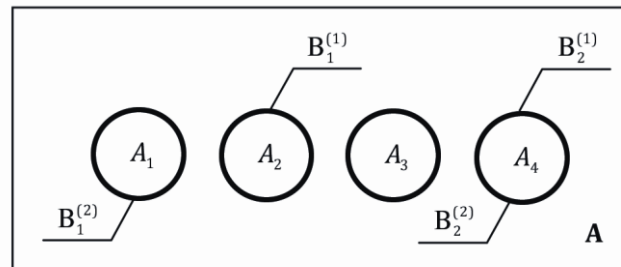


Рисунок А.8 – Виділені експертами 1 і 2 підмножини (Випадок 4а)

Випадок 4а. Сформовані підмножини довільні ($B_1^{(1)} \cap B_1^{(2)} = \emptyset$, $B_2^{(1)} = B_2^{(2)} = \{A_4\}$), $m(B_2^{(1)}) = m(B_2^{(2)})$. Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.1; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.9.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.1; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0; m_2(A_4) = 0.9.$$

Випадок 4б. Сформовані підмножини довільні, $(B_1^{(1)} \cap B_1^{(2)} = \emptyset, B_2^{(1)} = B_2^{(2)} = \{A_4\}), m(B_2^{(1)}) = m(B_2^{(2)})$. Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.9; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.1.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.9; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0; m_2(A_4) = 0.1.$$

Випадок 4в. Сформовані підмножини довільні, основна маса ймовірності відповідних підмножин $m(\cdot)$ відрізняється у значній мірі. Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.6; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.4.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.4; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0; m_2(A_4) = 0.6.$$

Випадок 4г. Сформовані підмножини довільні:

$$P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}, \text{ де } B_1^{(1)} = \{A_2\}, B_2^{(1)} = \{A_4\};$$

$$P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}, B_3^{(2)}\}, \text{ де } B_1^{(2)} = \{A_1\}, B_2^{(2)} = \{A_3\}, B_3^{(2)} = \{A_4\}.$$

Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.9; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.1.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.8; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0.1; m_2(A_4) = 0.1.$$

Розрахуємо міру відмінності між свідцтвами $d_J(m_1, m_2)$ на основі (А.11).

У таблиці А.5 наведені значення $d_J(m_1, m_2)$ для результуючих експертних свідцтв.

Таблиця А.5 – Значення метрики для результируючих свідочств (Випадок 4)

Випадок	Значення $d_J(m_1, m_2)$
Випадок 4а	$d_J(m_1, m_2) = 0.1$
Випадок 4б	$d_J(m_1, m_2) = 0.9$
Випадок 4в	$d_J(m_1, m_2) = 0.53$
Випадок 4г	$d_J(m_1, m_2) = 0.85$

Випадок 5. В результаті проведення експертного опитування була сформована система підмножин $X = \{P_1, P_2\}$, що відображає вибір експертів 1 та 2. Компонента $P_1 = \{B_1^{(1)}, B_2^{(1)}\}$ являє собою множину, яка є сукупністю виділених експертом 1 підмножин $B_1^{(1)} = \{A_2\}$. Експертом 2 була сформована підмножина $P_2 = \{B_1^{(2)}, B_2^{(2)}\}$, де $B_1^{(2)} = \{A_1\}$ та $B_2^{(2)} = \{A_3\}$.

На рисунку А.9 наведені виділені експертами 1 та 2 підмножини. За своєю структурою свідочтва задовольняють умові (А.7) і є несумісними (роздільними).

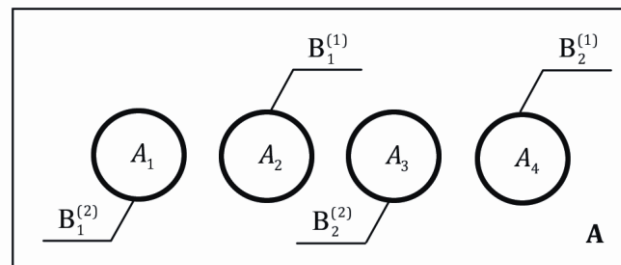


Рисунок А.9 – Виділені експертами 1 і 2 підмножини (Випадок 5а)

Випадок 5а. Сформовані підмножини не перетинаються ($B_1^{(1)} \cap B_1^{(2)} = \emptyset$, $B_2^{(1)} \cap B_2^{(2)} = \emptyset$), що свідчить про наявність довірливих (суперечливих) експертних суджень. Основна маса ймовірності відповідних підмножин $m(\cdot)$ відрізняється на 0.5.

Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.5; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.5.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.5; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0.5; m_2(A_4) = 0.$$

Випадок 5б. Сформовані підмножини не перетинаються, основна маса ймовірності відповідних підмножин $m(\cdot)$ відрізняється більш ніж на 0.4.

Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.4; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.6.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.6; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0.4; m_2(A_4) = 0.$$

Випадок 5в. Сформовані підмножини не перетинаються, основна маса ймовірності відповідних підмножин $m(\cdot)$ відрізняється в значній мірі.

Виділеним підмножинам призначені наступні основні маси ймовірності:

Експерт 1:

$$m_1(A_1) = 0; m_1(A_2) = 0.1; m_1(A_3) = 0; m_1(A_4) = 0.9.$$

Експерт 2:

$$m_2(A_1) = 0.9; m_2(A_2) = 0; m_2(A_3) = 0.1; m_2(A_4) = 0.$$

Розрахуємо міру відмінності між свідощтвами $d_J(m_1, m_2)$ на основі (А.11).

У таблиці А.6 наведені значення $d_J(m_1, m_2)$ для результуючих ЕС.

Таблиця А.6 – Значення метрики для результуючих свідощтв (Випадок 5)

Ситуація	Значення $d_J(m_1, m_2)$
Випадок 5а	$d_J(m_1, m_2) = 0.70$
Випадок 5б	$d_J(m_1, m_2) = 0.72$
Випадок 5в	$d_J(m_1, m_2) = 0.91$

Зі збільшенням розриву між значеннями $m(\cdot)$ відповідних підмножин збільшується і значення $d_J(m_1, m_2)$.

А.3 Застосування математичного апарату теорії свідоцтв для дослідження динаміки рівня невизначеності в залежності від структури експертних свідоцтв

В роботах [226, 265, 295, 424, 470] запропоновано ряд підходів, що дозволяють кількісно оцінити рівень невизначеності та конфлікту для групи ЕС, сформованих в рамках нотації математичної теорії свідоцтв.

Розглянуті міри, використовують ентропію як міру невизначеності, та функції довіри, правдоподібності та пігністичної ймовірності. Такі міри дозволяють виявляти різні види конфлікту, що виникають при взаємодії фокальних елементів всередині групи свідоцтв і дозволяють оцінити якість одержуваних ЕС.

Проаналізуємо на числових прикладах підходи (міри), що використовуються в рамках нотації теорії свідоцтв для опису та числового вимірювання невизначеності, рівня конфлікту та міри протиріччя ЕС, та дослідимо залежність зазначених мір від структури свідоцтв [57, 159, 408].

Припустимо, що задана основа аналізу $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$. Множина $X = \{B_i \mid i = \overline{1, s}\}$, $s = 2^{|A|}$, являє собою сукупність фокальних елементів $B_i \subseteq A$, виділених на основі однієї групи свідоцтв.

Розглянемо ситуації, при яких свідоцтва, утворюють різні види структур.

1. Несумісні (роздільні) свідоцтва: $\forall B_i, B_j \subseteq X : B_i \cap B_j = \emptyset$,

$B_1 = \{A_1\}, B_2 = \{A_2\}, B_3 = \{A_3\}, B_4 = \{A_4\}$, рис. А.10.

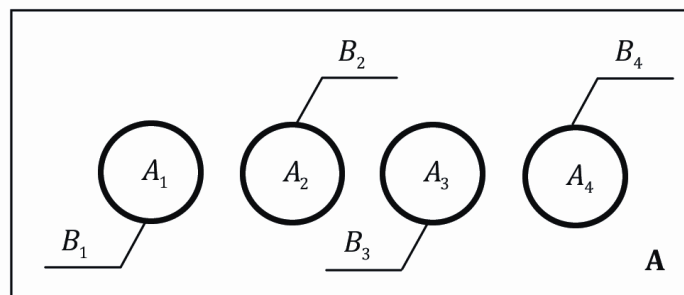


Рисунок А.10 – Роздільна структура свідоцтв ($\forall B_i : |B_i| = 1$)

Група свідочств 1:

$$m_1(B_1)=0.5; \quad m_1(B_3)=0.5;$$

$$\text{Contr}_{m_1}(B_1)=0.5; \quad \text{Contr}_{m_1}(B_3)=0.5.$$

Група свідочств 2:

$$m_2(B_1)=0.1; \quad m_2(B_3)=0.9;$$

$$\text{Contr}_{m_2}(B_1)=0.9; \quad \text{Contr}_{m_2}(B_3)=0.1.$$

Група свідочств 3:

$$m_3(B_1)=0.1; \quad m_3(B_2)=0.1; \quad m_3(B_3)=0.8;$$

$$\text{Contr}_{m_3}(B_1)=0.85; \quad \text{Contr}_{m_3}(B_2)=0.85; \quad \text{Contr}_{m_3}(B_3)=0.17.$$

Група свідочств 4:

$$m_4(B_1)=1/3; \quad m_4(B_2)=1/3; \quad m_4(B_3)=1/3;$$

$$\text{Contr}_{m_4}(B_1)=0.58; \quad \text{Contr}_{m_4}(B_2)=0.58; \quad \text{Contr}_{m_4}(B_3)=0.58.$$

Група свідочств 5:

$$m_5(B_1)=0.2; \quad m_5(B_2)=0.3; \quad m_5(B_3)=0.1;$$

$$\text{Contr}_{m_5}(B_1)=0.67; \quad \text{Contr}_{m_5}(B_2)=0.59; \quad \text{Contr}_{m_5}(B_3)=0.74;$$

$$m_5(B_4)=0.4;$$

$$\text{Contr}_{m_5}(B_4)=0.5.$$

Група свідочств 6:

$$m_6(B_1)=0.25; \quad m_6(B_2)=0.25; \quad m_6(B_3)=0.25;$$

$$\text{Contr}_{m_6}(B_1)=0.61; \quad \text{Contr}_{m_6}(B_2)=0.61; \quad \text{Contr}_{m_6}(B_3)=0.61;$$

$$m_6(B_4)=0.25;$$

$$\text{Contr}_{m_6}(B_4)=0.61.$$

Фокальні елементи групи свідочств, які мають однакові значення функції основної маси ймовірності m , мають рівні значення міри протиріччя (4.32). Значення міри (4.32) збільшується по мірі зменшення основної маси ймовірності $B_i \subseteq A$.

При рівномірному розподіленні значень основної маси ймовірності $\forall B_i \subseteq A$, значення міри (4.34) збільшується по мірі збільшення кількості фокальних елементів (групи свідочтв 1, 4, 6).

При однаковій кількості фокальних елементів, значення міри (4.34) завжди більше, за умови рівномірного розподілу значень функції m .

Значення мір (4.8), (4.17) – (4.19), (4.32), (4.34), (4.38) для роздільної структури ЕС, представлені в таблиці А.7.

Таблиця А.7 – Значення мір невизначеності для свідочтв із роздільною структурою

	$m_1(\cdot)$	$m_2(\cdot)$	$m_3(\cdot)$	$m_4(\cdot)$	$m_5(\cdot)$	$m_6(\cdot)$
$N(m)$	0	0	0	0	0	0
$Sp(m)$	1	1	1	1	1	1
$E(m)$	1	0.47	0.92	1.58	1.85	2
$D(m)$	1	0.47	0.92	1.58	1.85	2
$C(m)$	1	0.47	0.92	1.58	1.85	2
$Contr_m$	0.5	0.18	0.31	0.58	0.59	0.61

Міра (4.8) напряму пов'язана із кардинальністю фокальних елементів, і сягає мінімального значення, $N(m) = 0$, якщо всі фокальні елементи $B_i \subseteq A$ є синглетонами ($\forall B_i : |B_i| = 1$). У наведеному прикладі максимальне значення міри складає $\max(N(m)) = \log_2(|A|) = \log_2(4) = 2$.

Із таблиці А.7 видно, що міра $Sp(m)$ сягає максимального значення ($\forall B_i : Sp(m) = 1$) для всіх свідочтв, це пов'язано з тим, що фокальні елементи є синглетонами.

Що стосується мір (4.17) – (4.19), то для кожної групи свідочтв виконується умова $E(m) = D(m) = C(m)$. Міри (4.17) – (4.19), чутливі до кількості виділених фокальних елементів $B_i \subseteq A$ і до відповідних значень

$m(B_i)$. При однаковій кількості виділених фокальних елементів для різних груп свідочств, значення мір (4.17) – (4.19) будуть більше при виконанні умови $\forall i, j: m(B_i) = m(B_j)$ (групи свідочств 1 і 2).

Значення мір (4.17) – (4.19) буде зростати по мірі збільшення кількості фокальних елементів в групі, що мають однакові значення функції m (групи свідочств 1, 4, 6), і сягнуть максимуму, у випадку рівномірного вибору всіх альтернатив (група свідочств 6). Таким чином, невизначеність, що пов'язана із A максимальна, за умови: $\forall (B_i, B_j \subset A): m(B_i) = m(B_j), |B_i| = |B_j| = 1$.

2. Сумісні свідочтва: $B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_i \cap \dots \cap B_s \neq \emptyset$.

2.a Кардинальність фокальних елементів різна: $B_1 = \{A_1\}$, $B_2 = \{A_1, A_2\}$, $B_3 = \{A_1, A_3, A_4\}$, рис. А.11.

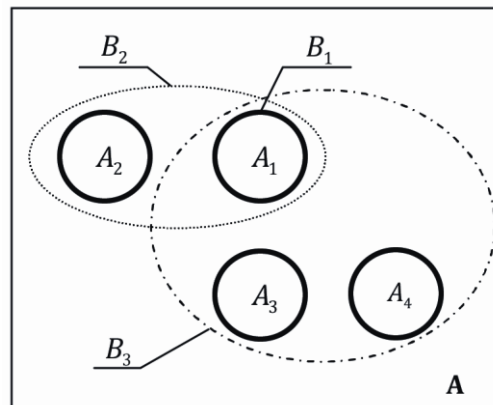


Рисунок А.11 – Сумісна структура свідочств
(кардинальність фокальних елементів різна)

Група свідочств 1:

$$m_1(B_1) = 1/3;$$

$$m_1(B_2) = 1/3;$$

$$m_1(B_3) = 1/3;$$

$$Contr_{m_1}(B_1) = 0.42;$$

$$Contr_{m_1}(B_2) = 0.45;$$

$$Contr_{m_1}(B_3) = 0.51.$$

Група свідочств 2:

$$m_2(B_1) = 0.5;$$

$$m_2(B_3) = 0.5;$$

$$Contr_{m_2}(B_1) = 0.41;$$

$$Contr_{m_2}(B_3) = 0.58.$$

Група свідочств 3:

$$\begin{aligned} m_3(B_2) &= 0.5; & m_3(B_3) &= 0.5; \\ \text{Contr}_{m_3}(B_2) &= 0.43; & \text{Contr}_{m_3}(B_3) &= 0.56. \end{aligned}$$

Група свідочств 4:

$$\begin{aligned} m_4(B_1) &= 0.1; & m_4(B_3) &= 0.9; \\ \text{Contr}_{m_4}(B_1) &= 0.73; & \text{Contr}_{m_4}(B_3) &= 0.66. \end{aligned}$$

Група свідочств 5:

$$\begin{aligned} m_5(B_1) &= 0.9; & m_5(B_3) &= 0.1; \\ \text{Contr}_{m_5}(B_1) &= 0.08; & \text{Contr}_{m_5}(B_3) &= 0.66. \end{aligned}$$

Із наведених прикладів видно, що при рівномірному розподілі значень функції m і різній кардинальності фокальних елементів однієї групи свідочств, значення міри (4.32) збільшується із зростанням кардинальності фокального елемента (групи свідочств 1, 2).

При наявності конфліктуючих значень функції m (групи свідочств 4, 5), значення міри (4.32) збільшується по мірі зменшення основної маси ймовірності фокального елемента. При цьому відмічено, що за умови $|B_i| \leq |B_j|$, $m(B_i) > m(B_j)$ та $m(B_i) + m(B_j) = 1$, значення $\text{Contr}_m(B_i)$ та $\text{Contr}_m(B_j)$ розрізняються у значній мірі (групи свідочств 5), якщо $|B_i| < |B_j|$, $m(B_i) < m(B_j)$ і $m(B_i) + m(B_j) = 1$, то значення $\text{Contr}_m(B_i)$ і $\text{Contr}_m(B_j)$ розрізняються несуттєво (група свідочств 4).

Значення мір (4.8), (4.17) – (4.19), (4.32), (4.34), (4.38) для сумісних свідочств, які мають різну кардинальність наведені у таблиці А.8.

Міра $E(m)$ приймає значення 0 для всіх груп свідочств, оскільки $\forall (B_i \subset A) : Pl(B_i) = 1$. Міра $C(m)$ дозволяє ідентифікувати конфлікт між $m(B_i)$ та $m(B_j)$, кожний раз, коли $B_i \not\subset B_j$. Найбільшого значення міра сягає для групи свідочств 3, оскільки $m_3(B_2) = m_3(B_3)$, та $m_3(B_2)$ знаходяться у конфлікті з $m_3(B_3)$ ($|B_2| < |B_3|$, $B_2 \not\subset B_3$).

Таблиця А.8 – Значення мір невизначеності для свідочств із сумісною структурою (Випадок 2а)

	$m_1(\cdot)$	$m_2(\cdot)$	$m_3(\cdot)$	$m_4(\cdot)$	$m_5(\cdot)$
$N(m)$	0.862	0.79	1.292	1.43	0.16
$Sp(m)$	0.611	0.67	0.417	0.4	0.93
$E(m)$	0	0	0	0	0
$D(m)$	0.737	0.5	0.5	0.33	0.14
$C(m)$	0.918	0.5	1	0.33	0.14
$Contr_m$	0.46	0.49	0.5	0.67	0.14

Достатньо високе значення міра $C(m)$ приймає для групи свідочств 1, оскільки існує конфлікт між $m_1(B_2)$ та $m_1(B_3)$, проте $C(m_1) < C(m_3)$ за рахунок фокального елемента B_1 ($(B_1 \subset B_2) \vee (B_1 \subset B_3), m_1(B_1) = m_1(B_2) = m_1(B_3)$).

Міра $D(m)$ дозволяє врахувати всі індивідуальні конфлікти, що виникають у середині групи свідочств, беручи до уваги кардинальність фокальних елементів, що залучені у конфлікт. Міра $D(m)$ сягає найбільшого значення для групи свідочств 1 (маємо три індивідуальні конфлікти між $m_1(B_1)$ та $m_1(B_2)$ зі ступенем $|B_2 - B_1|/|B_2| = 1/2$; $m_1(B_1)$ та $m_1(B_3)$ зі ступенем $|B_3 - B_1|/|B_3| = 2/3$; $m_1(B_2)$ та $m_1(B_3)$ зі ступенем $|B_3 - B_2|/|B_3| = 1/3$).

Найменше значення міри $C(m)$ та $D(m)$ сягають для групи свідочств 5, оскільки виділено 2 фокальні елементи B_1 та B_3 , $B_1 \subset B_3$, найбільше значення основної маси ймовірності призначено одноелементному фокальному елементу B_1 .

Для груп свідочств 2, 4, 5 значення мір $C(m)$ та $D(m)$ однакові, оскільки $\forall (B_i \subset A) : Bel(B_i) = bet(B_i)$.

2.б Кардинальність фокальних елементів однакова: $B_1 = \{A_1, A_2\}$, $B_2 = \{A_1, A_3\}$, $B_3 = \{A_1, A_4\}$, рис. А.12.

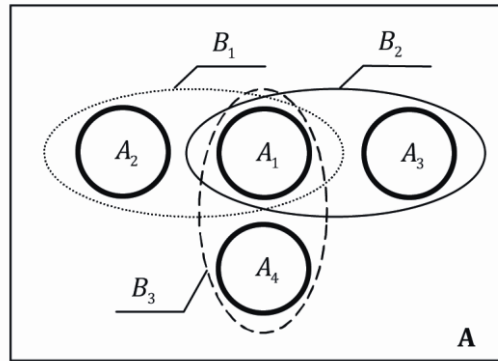


Рисунок А.12 – Сумісна структура свідочств ($\forall B_i : |B_i| = 2$)

Група свідочств 1:

$$m_1(B_1) = 0.5; \quad m_1(B_2) = 0.5;$$

$$\text{Contr}_{m_1}(B_1) = 0.41; \quad \text{Contr}_{m_1}(B_2) = 0.41.$$

Група свідочств 2:

$$m_2(B_1) = 1/3; \quad m_2(B_2) = 1/3; \quad m_2(B_3) = 1/3;$$

$$\text{Contr}_{m_2}(B_1) = 0.47; \quad \text{Contr}_{m_2}(B_2) = 0.47; \quad \text{Contr}_{m_2}(B_3) = 0.47.$$

Група свідочств 3:

$$m_3(B_1) = 0.1; \quad m_3(B_2) = 0.9;$$

$$\text{Contr}_{m_3}(B_1) = 0.73; \quad \text{Contr}_{m_3}(B_2) = 0.08.$$

Група свідочств 4:

$$m_4(B_1) = 0.9; \quad m_4(B_2) = 0.1;$$

$$\text{Contr}_{m_4}(B_1) = 0.08; \quad \text{Contr}_{m_4}(B_2) = 0.73.$$

Група свідочств 5:

$$m_5(B_1) = 0.2; \quad m_5(B_2) = 0.4; \quad m_5(B_3) = 0.4;$$

$$\text{Contr}_{m_5}(B_1) = 0.57; \quad \text{Contr}_{m_5}(B_2) = 0.43; \quad \text{Contr}_{m_5}(B_3) = 0.43.$$

Значення міри (4.32) для фокальних елементів груп свідочств, що задовольняють умові $B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_i \cap \dots \cap B_s \neq \emptyset$, менше, ніж для фокальних елементів груп свідочств, що задовольняють умові $\forall B_i, B_j \subseteq X : B_i \cap B_j = \emptyset$, за умови рівномірного розподілу значень функції m .

Значення мір (4.8), (4.17) – (4.19), (4.32), (4.34), (4.38) для сумісних свідоцтв, що мають однакову кардинальність, наведені у таблиці А.9.

Таблиця А.9 – Значення мір невизначеності для свідоцтв із сумісною структурою (Випадок 2б)

	$m_1(\cdot)$	$m_2(\cdot)$	$m_3(\cdot)$	$m_4(\cdot)$	$m_5(\cdot)$
$N(m)$	1	1	1	1	1
$Sp(m)$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$E(m)$	0	0	0	0	0
$D(m)$	0.42	0.86	0.15	0.153	0.87
$C(m)$	1	1.59	0.47	0.469	1.52
$Contr_m$	0.41	0.47	0.15	0.15	0.47

Для кожної групи свідоцтв, значення мір (4.17) – (4.19) задовольняють умові $E(m) \leq D(m) \leq C(m)$, оскільки $Bel(B_i) \leq betP(B_i) \leq Pl(B_i)$. Міра $E(m)$ приймає значення 0 для всіх груп свідоцтв, оскільки $\forall (B_i \subset A): Pl(B_i) = 1$. Міри $D(m)$ та $C(m)$ сягають найменшого значення для групи свідоцтв 3. Міра $D(m)$ сягає найбільшого значення для групи свідоцтв 5, а міра $C(m)$ – для групи свідоцтв 2.

ДОДАТОК Б

ПРОЕКТНІ РІШЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Б.1. Проектування системи

Об'єктно-орієнтована модель проекрованої СППР була розроблена з використанням універсальної мови об'єктно-орієнтованого моделювання UML. В якості інструментального засобу проектування програмного забезпечення було використано інструменти, що входять до складу пакету Microsoft Visio.

1.1. Діаграма варіантів використання системи.

Для вивчення динаміки функціонування СППР і виявлення її основних функцій була побудована функціональна модель системи, використовуючи синтаксис і нотацію діаграми варіантів використання. Діаграма варіантів використання (сценаріїв поведінки, прецедентів; *use case diagram*) є вихідним концептуальним поданням системи в процесі її проектування і розробки. Основними елементами діаграми є учасники (актори) і прецеденти (варіанти використання) системи. Учасник являє собою множину логічно пов'язаних ролей, виконуваних при взаємодії з прецедентами або сутностями (система, підсистема або клас). Учасником може бути людина або інша сутність. Прецедент (*use case*) характеризує поведінку сутності, описуючи взаємодію між учасниками і системою, тобто характеризує множину послідовних подій (включаючи варіанти), що виконуються системою, і які призводять до спостережуваного учасником результату.

Узагальнена діаграма ділових прецедентів містить 9 акторів та наведена на рис. Б.1. В системі виділено наступні ролі (актори): користувач, авторизований користувач, не авторизований користувач, експерт, фахівець з предметної області, ОПР, аналітик, адміністратор БД та адміністратор СППР.

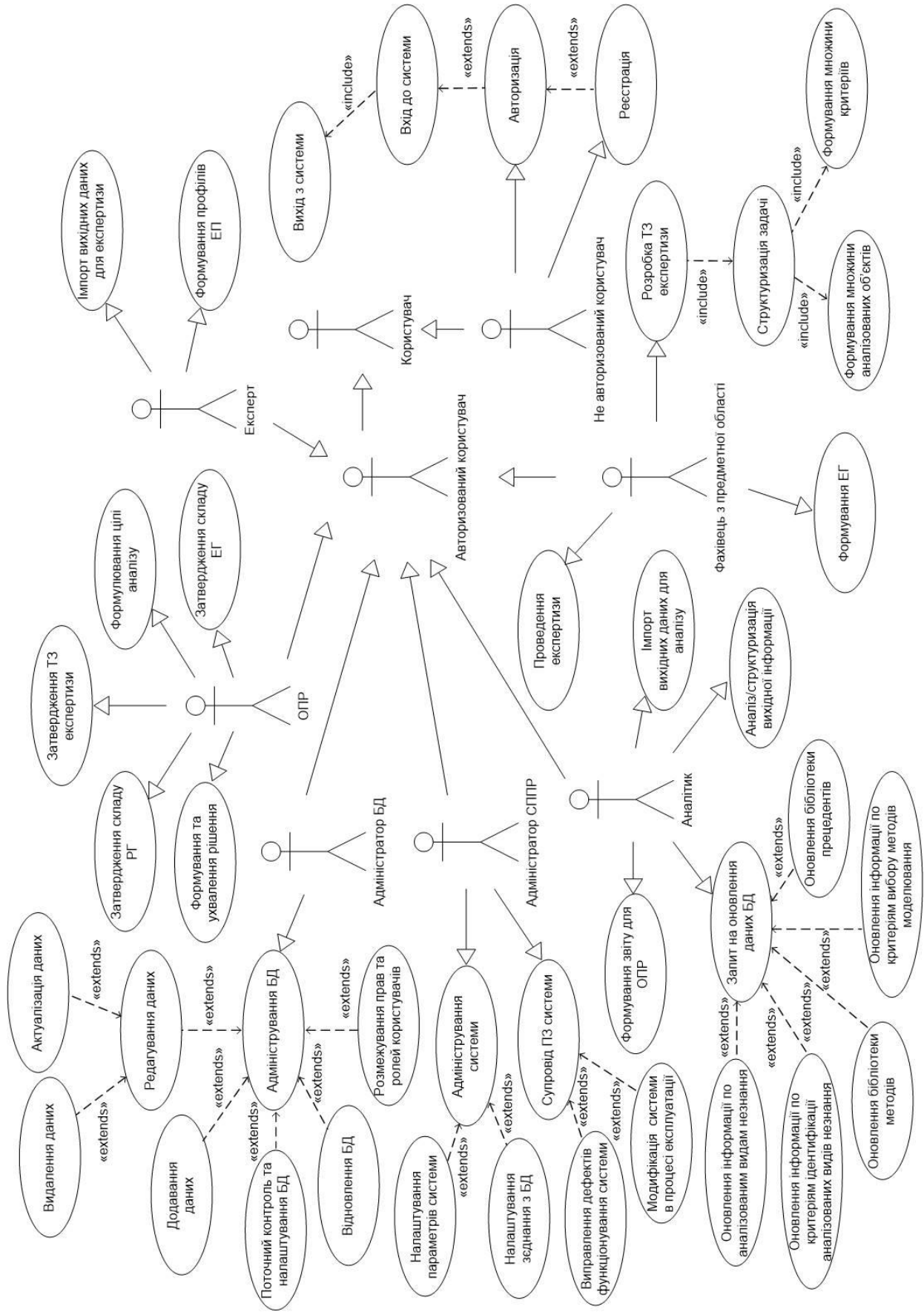


Рисунок Б.1 – Узагальнена діаграма ділових прецедентів СППР

Актор «Користувач» узагальнює всіх користувачів системи. Всі користувачі системи поділяються на дві групи: авторизовані та не авторизовані.

Актор «Не авторизований користувач» – це користувач системи, що не пройшов процес авторизації. Він має право пройти авторизацію повторно, або (якщо він не зареєстрований у системі) пройти процес реєстрації у системі.

Актор «Авторизований користувач» узагальнює всіх авторизованих користувачів системи, тобто користувачів, що мають певну роль у системі та володіють правами, які визначаються політикою безпеки системи.

Актор «Експерт» є компетентним фахівцем за основними аспектами досліджуваної предметної області, що здійснює експертизу.

Актор «Фахівець з предметної області» є представником робочої групи, до функцій якої входить розробка технічного завдання та регламенту (сценарію) проведення експертизи, формування складу експертної комісії, організація процесу збору експертної інформації у відповідності до затвердженого ОНР сценарію.

Актор «ОНР» являє собою людину, що наділена повноваженнями приймати остаточне рішення відносно аналізованої проблеми (проблемної ситуації), і несе відповідальність за наслідки прийнятого і реалізованого управлінського рішення. ОНР здійснює вибір найкращого(із запропонованих) варіанту на основі проведеного аналітиком аналізу вихідної інформації та експертних знань.

Актор «Аналітик» виконує аналіз та обробку вихідної інформації на основі доступних у системі методів; забезпечує підготовку інформації для ОНР.

Актор «Адміністратор БД» виконує функції адміністрування, ефективного використання та супроводу БД, включаючи забезпечення реалізації механізмів захисту даних від несанкціонованого доступу.

Актор «Адміністратор СППР» виконує функції адміністрування БЗн та БПр, управління системи у цілому, підтримки та супроводу програмного забезпечення системи.

У таблицях Б.1–Б.7 наведено опис варіантів використання узагальненої діаграми ділових прецедентів системи.

Таблиця Б.1 – Реєстр варіантів використання актора «Не авторизований користувач»

Назва	Пояснення
авторизація	надання прав доступу користувачу, що пройшов процес аутентифікації, до ресурсів системи
реєстрація	створення облікового запису користувача, що зберігається у БД, на основі якого йому будуть призначені права доступу до ресурсів системи
вхід до системи	авторизований вхід до системи. Функція доступна всім авторизованим користувачам
вихід із системи	коректне завершення роботи програми

Таблиця Б.2 – Реєстр варіантів використання актора «ОПР»

Назва	Пояснення
затвердження ТЗ експертизи	затвердження ТЗ (технічного завдання) експертизи
затвердження складу РГ	затвердження складу РГ (робочої групи), що розробляє ТЗ, сценарій проведення експертизи, вносить пропозиції та формує ЕГ, забезпечує організацію процесу отримання ЕО
затвердження складу ЕГ	затвердження складу ЕГ (експертної групи)
формулювання цілі аналізу	формулювання цілі аналізу у відповідності до поточної проблемної ситуації, що виникла (аналізується)
формування та ухвалення рішення	перегляд та аналіз отриманих результатів структуризації вихідної сукупності даних та експертних знань, інтерпретація отриманих результатів; вироблення та ухвалення рішення спрямованого на досягнення поставленої мети аналізу

Таблиця Б.3 – Реєстр варіантів використання актора «Аналітик»

Назва	Пояснення
імпорт вихідних даних для аналізу	імпорт сукупності вихідних даних, необхідних для проведення аналізу (сукупність вихідної інформації та експертних знань, що підлягає аналізу та структуризації; вихідні параметри, що характеризують аналізовану задачу; дані проведених експертиз). Підтримуються функції імпорту як із зовнішніх (файл, введення вручну), так і із внутрішніх (БД) джерел.
аналіз та структуризація вихідної інформації	якісний та кількісний аналіз вихідної інформації та експертних знань, її структуризація для досягнення поставленої мети при вирішенні поставленої задачі
формування звіту для ОПР	підготовка вичерпної, актуальної та достовірної інформації (достатньої для прийняття обґрунтованого рішення) відносно аналізованої (поточної) проблемної ситуації, яка містить: результати структуризації вихідної сукупності даних та експертних знань; проміжні результати аналізу; можливі сценарії розвитку аналізованої ситуації, сформовані на основі результатів проведеного аналізу отриманої вихідної інформації; формування висновків та рекомендацій ОПР відносно альтернативних варіантів рішень, прогнозування (оцінка) наслідків їх реалізації, та ін.
запит на оновлення даних	подання заявки адміністратору на оновлення (додавання) інформації, щодо аналізованих у системі видів незнання, критеріїв їх ідентифікації, оновлення бібліотеки методів, критеріїв вибору методів, бібліотеки прецедентів

Таблиця Б.4 – Реєстр варіантів використання актора «Експерт»

Назва	Пояснення
імпорт вихідних даних для експертизи	отримання сукупності вихідних даних, які необхідні експерту для проведення експертного оцінювання аналізованого об'єкту (множини об'єктів). Дані завантажуються із БД і містять вихідну інформації щодо поточної експертизи (мету аналізу, що зумовлює тип задачі аналізу, структуру вихідних даних, шкалу оцінювання, сукупність аналізованих об'єктів, сукупність критеріїв оцінки (за необхідністю), час на проведення оцінювання, і т.п.)
формування профілів ЕП	збір експертної інформації (оцінок) за результатами експертного опитування . В залежності від вихідних параметрів експертизи (структури даних, шкали експертних переваг), профіль ЕП містить оцінки експертів у формі слів, умовних градацій, чисел, впорядкованих парних порівнянь, інтервалів, бінарних відношень та ін.

Таблиця Б.5 – Реєстр варіантів використання актора «Фахівець з предметної області»

Назва	Пояснення
розробка ТЗ	в технічному завданні фіксується мета та задачі дослідження (аналізу), визначається тип задачі аналізу, визначається час та місце проведення експертизи, способи та джерела отримання вихідних даних, структура вихідних даних, фінансова складова експертизи, структура вихідної інформації (звіту), та ін. інформація, необхідна для забезпечення підтримки процесів організації та проведення експертизи
структуризація задачі	передбачає формування списку аналізованих об'єктів поточної експертизи, визначення критеріїв їх оцінювання (за необхідністю)

Продовження таблиці Б.5

формування ЕГ	визначення необхідної кількості експертів; формування списку експертів для участі в поточній експертизі; оцінка рівня їх компетентності
проведення експертизи	організація процесів збору експертної інформації

Таблиця Б.6 – Реєстр варіантів використання актора «Адміністратор БД»

Назва	Пояснення
адміністрування БД	керування доступом до ресурсів БД, керування інформаційними ресурсами БД, оптимізація продуктивності БД, забезпечення безпеки та цілісності даних
розмежування прав та ролей користувача	налаштування ролей та прав доступу користувачів системи
редагування даних	редагування даних БД
додавання даних	внесення нових даних до БД
актуалізація даних	уточнення існуючих даних відносно користувачів системи, аналізованих видів незнання, критеріїв їх ідентифікації, бібліотеки реалізованих в системі методів, критеріїв вибору методів
видалення даних	видалення неактуальних даних із БД
поточний контроль та налаштування БД	управління та налаштування служб та компонентів СКБД, що забезпечують нормальне (ефективне) функціонування БД системи; здійснення моніторингу та поточного контролю ключових показників роботи БД
відновлення БД	створення резервних копій та відновлення БД (налаштування механізму резервного копіювання, ведення журналу транзакцій БД та ін.)

Таблиця Б.7 – Реєстр варіантів використання актора «Адміністратор СППР»

Назва	Пояснення
адміністрування системи	адміністрування та супровід ПЗ системи, налаштування параметрів функціонування системи, налаштування параметрів з'єднання з БД
налаштування параметрів системи	налаштування параметрів функціонування системи для визначених груп користувачів
налаштування з'єднання із БД	налаштування з'єднання із БД
супровід ПЗ системи	удосконалення та оптимізація ПЗ системи; усунення виявлених помилок в роботі ПЗ системи; розширення функціональних можливостей системи (додавання нових програмних модулів)
виправлення дефектів функціонування системи	фіксація помилок в роботі ПЗ; виявлення та виправлення дефектів в процесі експлуатації системи
модифікація системи в процесі експлуатації	додавання нових програмних модулів для розширення, удосконалення існуючих та реалізації додаткових функціональних можливостей системи (наприклад, додавання реалізації нових методів аналізу, додаткових критеріїв ідентифікації видів незнання; оновлення БПр та БЗн системи, та ін.)

1.2. Діаграма станів системи.

Діаграма станів (*statechart diagram*) використовується для моделювання динамічних аспектів об'єкта і дозволяє описувати можливі послідовності станів і переходів об'єкта, які в сукупності характеризують поведінку його окремих елементів, або об'єкта в цілому протягом його життєвого циклу.

На рис. Б.2 наведена діаграма станів системи у цілому. Для входу в систему користувачу необхідно пройти процес авторизації. Стан «Налаштування параметрів системи» дозволяє здійснити налаштування інтерфейсу системи відповідно до вимог користувача (мова інтерфейсу,

налаштування меню швидкого доступу, розміру шрифтів, кольорової палітри, підказок та ін.), налаштування підключення до БД.

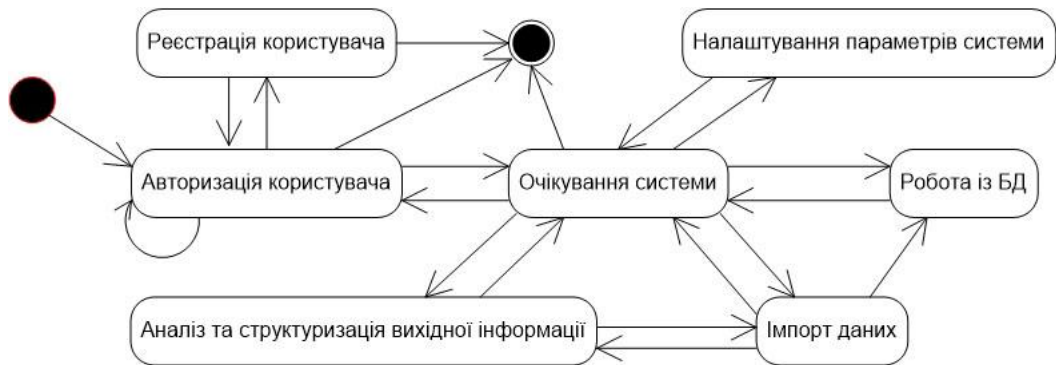


Рисунок Б.2 – Діаграма станів СППР

Стан «Робота із БД» передбачає імпорт, перегляд та редагування даних БД (в залежності від ролі користувача). Змінювати дані БД може адміністратор БД; аналітик може додавати дані відносно результатів проведених експертиз; сформувані запит адміністратору на оновлення даних БД. Стан «Імпорт даних» відображає процеси, пов'язані із імпортом вихідної інформації, необхідної для проведення поточного аналізу (вихідна сукупність аналізованих даних, результати експертизи, та ін.). Для імпорту даних доступні три джерела: БД системи, зовнішні файли та введення інформації вручну. Діаграма станів для процесу аналізу та структуризації вхідної інформації наведена на рис. Б.3.

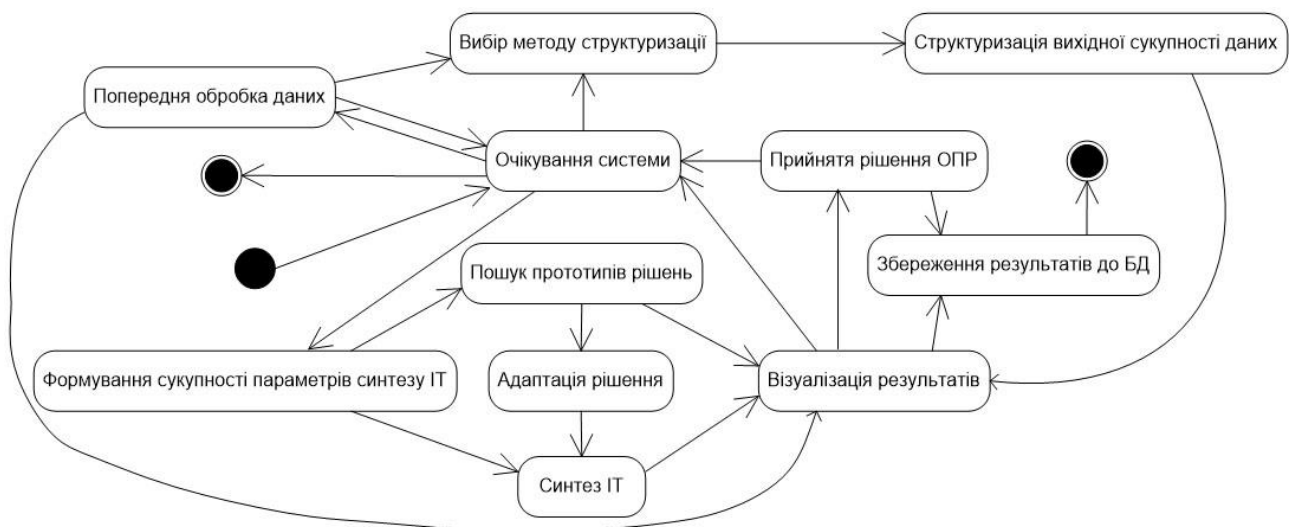


Рисунок Б.3 – Діаграма станів для процесу аналізу та структуризації вхідної інформації

Стан «Попередня обробка даних» описує процеси, пов'язані із попереднім аналізом вихідної сукупності даних, її фільтрації, пошуку можливих видів НЕ-факторів, під впливом яких здійснювались процеси формування вихідної сукупності даних (видобування експертних знань).

Стан «Вибір методу структуризації» описує процеси вибору методу структуризації вихідної сукупності даних за бажанням користувача. На основі обраного методу, або групи методів здійснюється розв'язання поставленої задачі структуризації вихідної сукупності даних, результати структуризації подаються у графічній формі, та можуть бути експортовані до БД. На основі отриманих результатів структуризації формується звіт ОПР.

Всі реалізовані в СППР математичні моделі та методи структуризації та аналізу даних і експертних знань утворюють базу моделей та методів інтелектуальної підтримки процесів ПР. Доступні у системі методи згруповані у програмні модулі за своїми функціональними ознаками, та виконуваними процесами. У системі виділено 11 програмних модулів інтелектуальної обробки даних та експертних знань.

Модуль побудови та аналізу моделі ТШД містить моделі, методи і алгоритми агрегування групових ЕО, сформованих в рамках моделі Шейфера.

Реалізований функціонал:

1. побудова моделі Шейфера (виділення підмножин основи аналізу; формування фокальних елементів на основі сформованої системи підмножин визначеної основи аналізу у відповідності до моделі Шейфера);
2. процедури синтезу та ідентифікації моделей ЕС (узгоджені, довільні, сумісні, роздільні);
3. призначення ЕП виділених підмножин досліджуваних об'єктів (елементів основи аналізу);
4. розрахунок основної маси ймовірності виділених підмножин основи аналізу;
5. розрахунок значень функції довіри, правдоподібності, пігністичної ймовірності заданого фокального елементу;

б. побудова та оцінка отриманих інтервалів довіри, з метою формування результуючого ранжування аналізованих об'єктів.

Модуль побудови та аналізу моделі ТДС містить моделі, методи і алгоритми агрегування групових ЕО, сформованих в рамках моделі Дезера-Смарандаке.

Реалізований функціонал:

1. побудова моделі Дезера-Смарандаке (виділення підмножин основи аналізу; формування фокальних елементів на основі сформованої системи підмножин визначеної основи аналізу у відповідності до моделі Дезера-Смарандаке);

2. призначення ЕП виділених підмножин досліджуваних об'єктів (елементів основи аналізу);

3. розрахунок основної маси ймовірності виділених підмножин основи аналізу;

4. розрахунок значень функції довіри та правдоподібності заданого фокального елемента;

5. побудова та оцінка отриманих інтервалів довіри, з метою формування результуючого ранжування аналізованих об'єктів.

Модуль побудови та реалізації правил комбінування містить реалізацію ряду правил комбінування ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера та Дезера-Смарандаке.

Реалізований функціонал:

1. для агрегування ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера реалізовано: правило комбінування Демпстера, правило комбінування Ягера, правило комбінування Жанга, правило комбінування Інагакі, правило комбінування Сметса, правило комбінування Дюбуа і Прада, правило дисконтування;

2. для агрегування ЕС, сформованих в рамках моделі Дезера-Смарандаке реалізовано класичне та гібридне правило комбінування Дезера-Смарандаке;

3. для агрегування конфліктних ЕС реалізовано правило перерозподілу конфліктів PCR5;

4. процедура попередньої фільтрації правил комбінування у відповідності до сформованого набору критеріїв (характер аналізованих даних, тип моделі (модель Шейфера, модель Дезера-Смарандаке), характер свідоцтв (узгоджені, довільні і т.п.), ступінь їх відмінності, інформація про конфлікти і т.п.);

5. метод вибору оптимального правила комбінування, що забезпечує отримання комбінованої маси ймовірності з найменшим досяжним рівнем невизначеності;

6. процедура вибору порядку комбінування, на основі обрахунку міри відмінності між ЕС. Реалізовано метрики відстані: Тессема (*Tessem's distance*), Джоссельме (*Jousselme distance*), Бхаттачарія (*Bhattacharyya distance*), Ванга (*Wang distance*), евклідова відстань та середня відстань (*Mean distance*). Для розрахунку коефіцієнта Жаккарда реалізовано наступні функції подібності: *Dice*, *Fixsen&Mahler*, *Kulczynski*, *Ochiai*, *Sokal&Sneath*.

Модуль багатокритеріального структурування альтернатив містить реалізацію комплексу методів багатокритеріального прийняття рішень в умовах невизначеності, суперечливості (конфлікту), багатоальтернативності.

Реалізований функціонал:

1. метод агрегування групових ЕС, який дозволяє синтезувати групове рішення з урахуванням різних форм представлення суджень експертів, що моделювати невизначеність в експертних судженнях, через представлення неточності в оцінках експертів у вигляді нечітких та інтервальних чисел;

2. математичні моделі синтезу індивідуальних та групових рішень в умовах багатоальтернативності, багатокритеріальності та складних форм незнання на основі методів теорії ТДС та ТДШ;

3. модифікації методу аналізу ієрархій (ТДШ/МАІ, ТДС/МАІ, МАІ із застосуванням інтервальних значень ЕО; МАІ із застосуванням нечітких значень ЕО: метод Баклі, метод Чанга, ентропійний метод Чанга);

4. процедура побудови Парето оптимальних рішень (ЕО виражені в точковій формі; ЕО виражені в формі нечітких відношень переваги);

5. метод звуження множини Парето (метод відносної важливості критеріїв);

6. модифікацію методу звуження множини Парето на основі математичного апарату ТДШ;

7. методи згортки критеріїв (метод головного критерію, адитивна згортка, мультиплікативна згортка).

Модуль некритеріального структурування альтернатив містить реалізацію методів:

1. математичні моделі синтезу групових ЕО умовах невизначеності, неузгодженості (суперечливості, конфлікту) на основі математичного апарату ТДШ, ТДС;

2. метод попарних порівнянь (точкові, інтервальні ЕО);

3. методи знаходження узагальнених оцінок, сформованих в рамках шкали порядку (метод медіани рангів, метод середніх арифметичних балів / рангів, метод узгодження кластеризованих ражувань);

4. процедура синтезу групового рішення, за умови, що ЕО виражені в формі нечітких відношень переваги, що задають на множині альтернатив строгий порядок.

Модуль «Кластерний аналіз» містить реалізацію методів кластеризації:

1. процедури формування вирішуючих правил кластеризації для розбиття вихідної сукупності даних на групи (кластери) оцінок, близьких між собою, на основі математичного апарату адаптивних робастних статистичних процедур;

2. методи кластеризації групових ЕС, що формуються в умовах невизначеності та неузгодженості (конфлікту) в рамках моделі ТДШ (метод формування узгоджених підгруп ЕО, свідoctва експертів, що потрапили до однієї підгрупи не перевищують визначений рівень конфлікту; метод

формування узгоджених підгруп ЕО з різними пороговими рівнями конфлікту для кожної виділеної підгрупи);

3. ряд агломеративних алгоритмів ієрархічної кластеризації (метод одиночного зв'язку; метод повного зв'язку; метод середнього зв'язку);

4. метод К-середніх.

Модуль «Методи дескриптивної статистики» містить набір методів та процедур, що забезпечують обробку вихідної сукупності аналізованих даних, а також їх кількісний опис за допомогою основних статистичних показників.

Реалізований функціонал:

1. комплекс мір середнього рівня: середнє значення, стандартна похибка, стандартне відхилення, ексцес, асиметрія, мінімум, максимум, медіана;

2. комплекс мір розсіювання: дисперсія, середнє квадратичне відхилення, розмах варіації.

Модуль «Методи робастної статистики» містить набір процедур та методів робастного статистичного оцінювання.

Реалізований функціонал:

1. розрахунок лінійних робастних оцінок (усічене середнє, несиметричне усічене середнє, оцінка Гаствірта, *midrange*, *outmean*);

2. розрахунок ряду адаптивних оцінок, на основі симетричному усічення (оцінки Хогга, Пара, Прескотта та ін.); несиметричного усічення (ряд оцінок Ріда і Старка). В цілому 19 оцінок;

3. розрахунок значень допоміжних вибірових статистик (стабільний аналог асиметрії, ексцесу, міра гостровершинності, міра «довжини хвостів» та ін.). В цілому 8 оцінок;

4. аналіз отриманих оцінок, враховуючи значення стандартної похибки усіченого середнього розрахованої оцінки;

5. вибір оптимальної адаптивної оцінки в рамках визначеної групи.

Модуль побудови та аналізу ймовірнісних моделей містить реалізацію ряду графових ймовірнісних моделей підтримки процесів прийняття рішень.

Реалізований функціонал:

1. процедура побудови та ймовірнісного виведення на деревах ймовірності;
2. процедура побудови та ймовірнісного виведення на мережі Байєса;
3. процедура побудови та аналізу дерева рішень;
4. алгоритм абдуктивного виведення на однозв'язних мережах впевненості.

Модуль аналізу грубих даних містить реалізацію процедур та методів ТГМ для структуризації даних та знань ІС та ТР.

Реалізований функціонал:

1. процедура формування сукупності вихідних даних ІС (визначення універсуму міркувань, множини ознак класифікаційних атрибутів, сукупності цільових множин; ініціалізація значень множини ознак класифікаційних атрибутів; опис класів в обраній системі ознак);
2. процедура формування сукупності вихідних даних ТР (визначення універсуму міркувань, множини ознак атрибутів умов та атрибутів-рішень; ініціалізація значень множини атрибутів умов);
3. процедура визначення класів еквівалентності в заданій системі ознак;
4. побудова формалізованого опису об'єкта класифікації (редагування даних ТР, ІС; дискретизація);
5. процедури аналізу існуючих залежностей в системі ознак класифікаційних атрибутів ІС та ТР;
6. редукція простору класифікаційних атрибутів ІС та ТР;
7. процедури визначення \underline{R} -нижньої, \overline{R} -верхньої апроксимації, негативної, граничної та позитивної області грубої множини;
8. синтез вирішуючих правил класифікації даних ІС;
9. індукція правил класифікації даних ТР (метод *Ziarko & Shan*);
10. процедура агрегування відповідних значень релевантних атрибутів $a_l(u_j)$ (для ІС) або атрибутів-умов (для ТР);
11. процедура агрегування відповідних значень атрибутів-рішень $a_q(u_j)$;

12. процедури оцінки якості отриманих правил класифікації даних TP;
13. процедури оцінки якості побудованої моделі структуризації даних та знань ІС (процедури оцінки точності та якості отриманих апроксимації цільових множин);
14. процедури оцінки якості побудованої моделі структуризації даних та знань TP (метод крос-перевірки; метод побудови матриці помилок; метод кривої помилок).

Модуль «Міри незнання» містить комплекс показників, що використовуються для ідентифікацій аналізованих в системі видів незнання.

Реалізований функціонал:

1. комплекс параметричних та непараметричних критеріїв перевірки гіпотез (спрямовані критерії перевірки на асиметрію та ексцес; критерій перевірки на значення статистики вибіркового середнього абсолютного відхилення; багатосторонні критерії: критерій Шапіро-Уїлка, критерій Еппса-Паллі; метод моментів перевірки гіпотез; критерій χ^2 ; критерій згоди Колмагорова);
2. процедури оцінювання характеристик розподілу («довжина хвостів», асиметрія ексцес, гостровершинність) на основі адаптивних робастних статистичних оцінок;
3. процедура перевірки на унімодальність розподілу;
4. методи перевірки узгодженості ЕО (шкала відношень: методи перевірки узгодженості елементів матриці попарних порівнянь (точкової, нечіткої, інтервальної), перевірка на транзитивність; шкала порядку: коефіцієнт рангової кореляції Спірмена, коефіцієнт конкордації Кенделла-Сміта; абсолютна шкала: перевірка гіпотез однорідності на основі критеріїв Пірсона, Смірнова, коефіцієнта варіації);
5. комплекс процедур оцінки рівня авто-конфлікту (міра Джорджа та Пола; Освальда та Мартіна), глобального конфлікту та суперечливості ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера та Дезера-Смарандаке. Реалізовано

процедури визначення міри дисонансу (*dissonance*), дискорду (*discord*), заблуду (*confusion*);

6. комплекс процедур оцінки рівня невизначеності (міра Малуфа, Кліра, Денга, Шеннона) та глобальної невизначеності ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера та Дезера-Смарандаке;

7. комплекс процедур оцінка якості ЕС: міра специфічності, міра не специфічності, ентропія ЕС;

8. процедура ідентифікації моделі аналізу (ТДШ/ТДС);

9. комплекс мір оцінки точності та грубості цільової множини X ;

10. комплекс мір оцінки ентропії (додаткова, комбінована, груба ентропія, ентропія за Шенноном) в ТГМ;

11. комплекс мір гранулювання отриманих класифікацій в рамках ТГМ.

Процес структуризації даних передбачає також можливість синтезу ІТ структуризації вихідної сукупності даних, результатом синтезу ІТ є сформований протокол синтезу ІТ, в якому зазначаються критерії синтезу ІТ, перелік критерії ідентифікації аналізованих видів nf_i , перелік використаних правил ідентифікації nf_i , ідентифікований вид НЕ-фактору nf_i , правила та критерії за якими було ідентифіковано nf_i , перелік аналізованих методів M_i , обраний для структуризації метод $m_j^i \in M_i$ (група методів $X \subseteq M_i$) моделювання, правило або функція вибору методу моделювання $m_j^i \in M_i$, результати структуризації. Для запуску процесу синтезу ІТ необхідно сформувані сукупність вихідних (множина параметрів PS^V) параметрів синтезу ІТ, ці параметри формуються безпосередньо із цілей дослідження, висунутих обмежень та умов, положень сценарію (регламенту) проведення експертизи та ін. Далі система може перейти або в стан пошуку прототипів рішень поточної проблемної ситуації, їх адаптації для використання існуючого досвіду при синтезі ІТ, або безпосередньо перейти в стан синтезу ІТ.

Діаграма станів процесу синтезу ІТ наведена на рис. Б.4. В системі передбачено ручний та автоматичний режими синтезу ІТ. Ручний режим

передбачає можливість втручання аналітика на різних етапах синтезу ІТ; задавати, або корегувати правила синтезу ІТ.

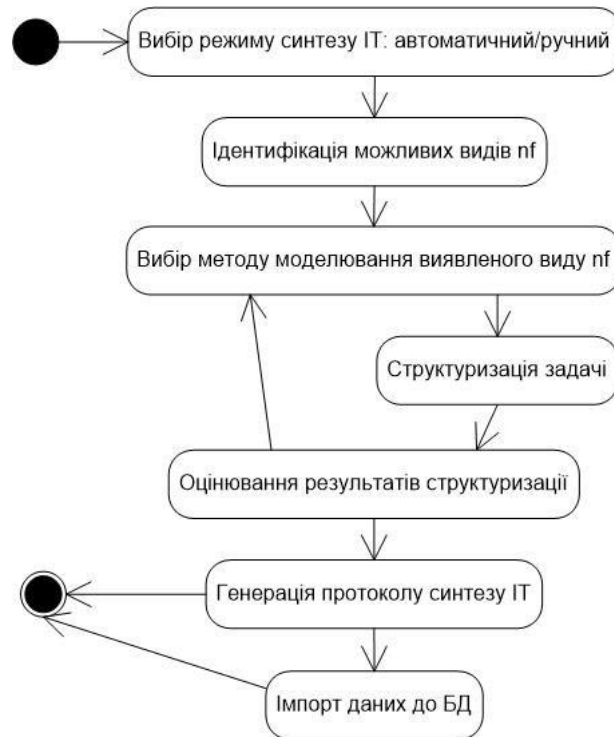


Рисунок Б.4 – Діаграма станів процесу синтезу ІТ

Діаграма станів процесу ідентифікації можливих видів НЕ-факторів у ручному режимі наведена на рис. Б.5.

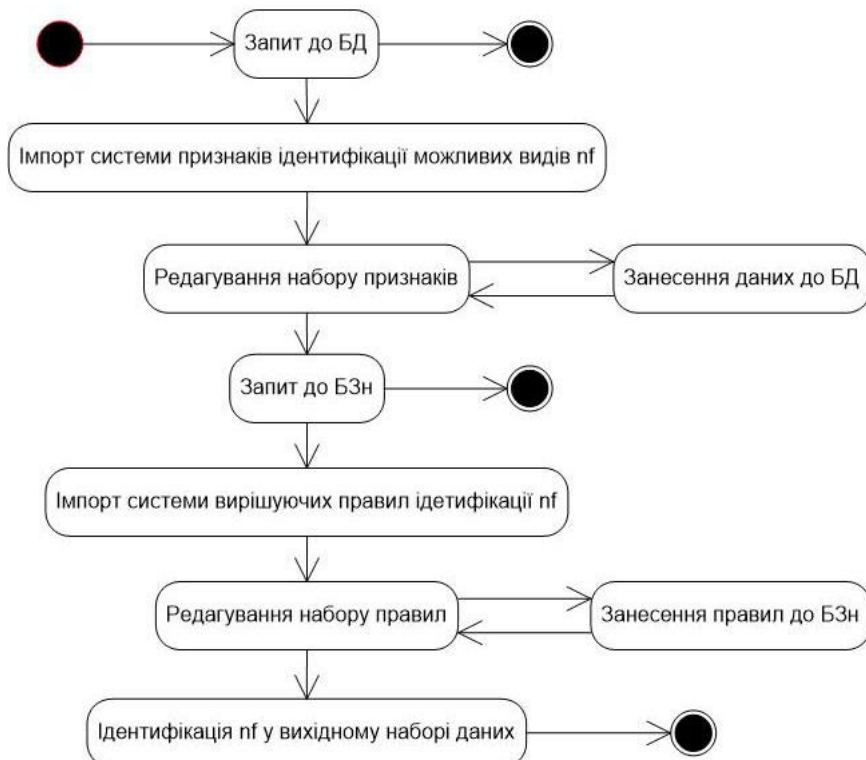


Рисунок Б.5 – Діаграма станів процесу попередньої обробки даних

Процеси ідентифікації можливих видів НЕ-факторів можуть проводитись як в ручному, так і в автоматичному режимах. Ручний режим передбачає можливість редагування вихідного набору ознак ідентифікації НЕ-фактору nf_i (вибір переважних критеріїв / ознак ідентифікації із сукупності можливих); редагування набору правил (із сукупності імпортованих) для здійснення поточного аналізу.

Діаграма станів процесу вибору методу моделювання в ручному режимі наведена на рис. Б.6.

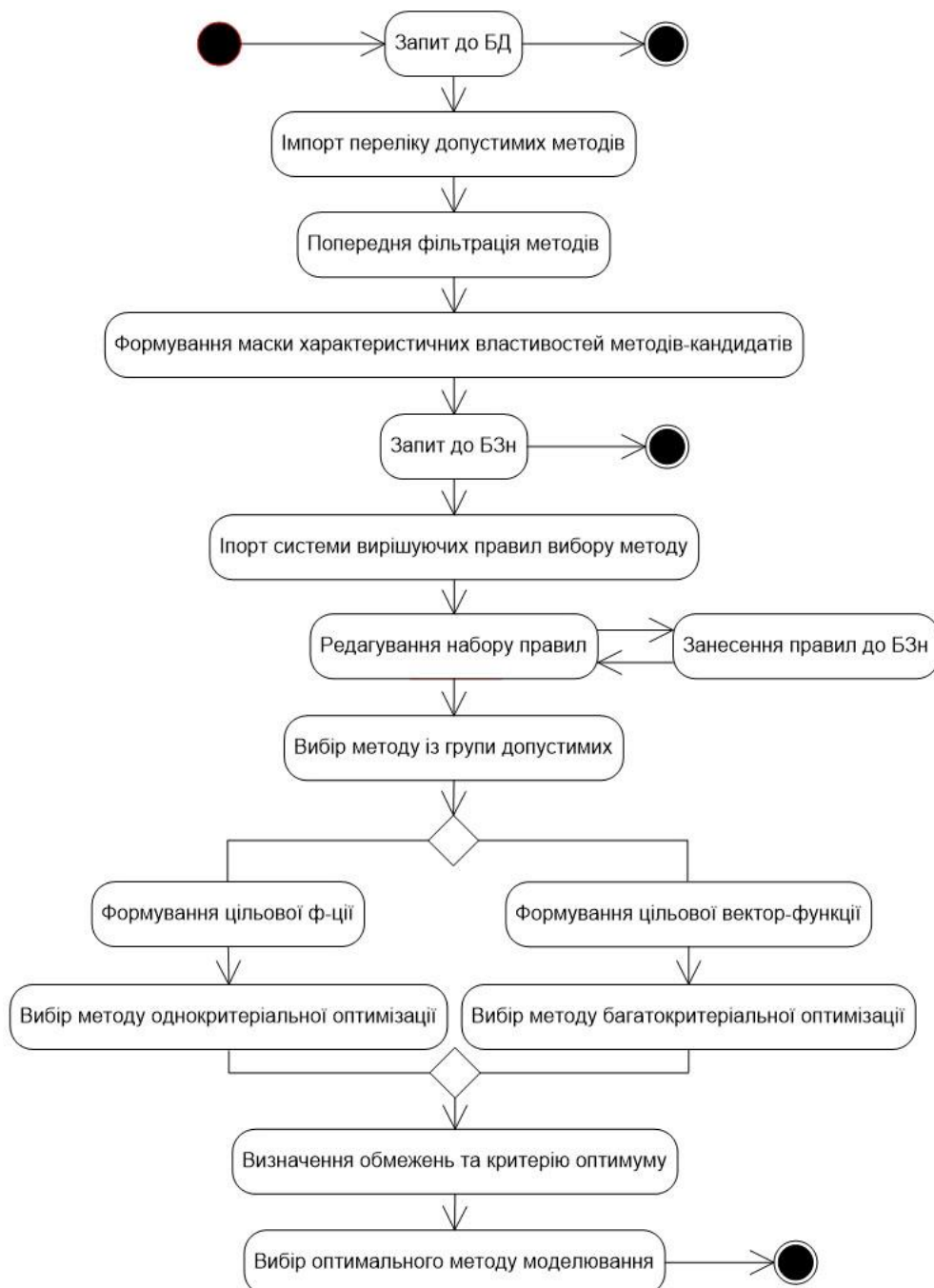


Рисунок Б.6 – Діаграма станів процесу вибору методу моделювання

Вибір оптимального (з точки зору сформованого набору інформативних ознак, що характеризують поточну ситуацію; сукупності критеріїв вибору методу моделювання визначеного виду НЕ-фактору) методу або групи методів моделювання виявленого виду НЕ-фактора nf_i здійснюється в ручному або автоматичному режимах на основі запропонованого в роботі підходу (Розділ 2, п. 2.4). Ручний режим передбачає можливість корегування переліку допустимих методів моделювання з урахуванням вихідних параметрів вирішуваної задачі, обмежень, що накладаються на результати моделювання, ідентифікованого виду незнання; редагування набору правил вибору методу моделювання.

Діаграма станів процесу пошуку прототипів рішень поточної ситуації наведена на рис. Б.7.

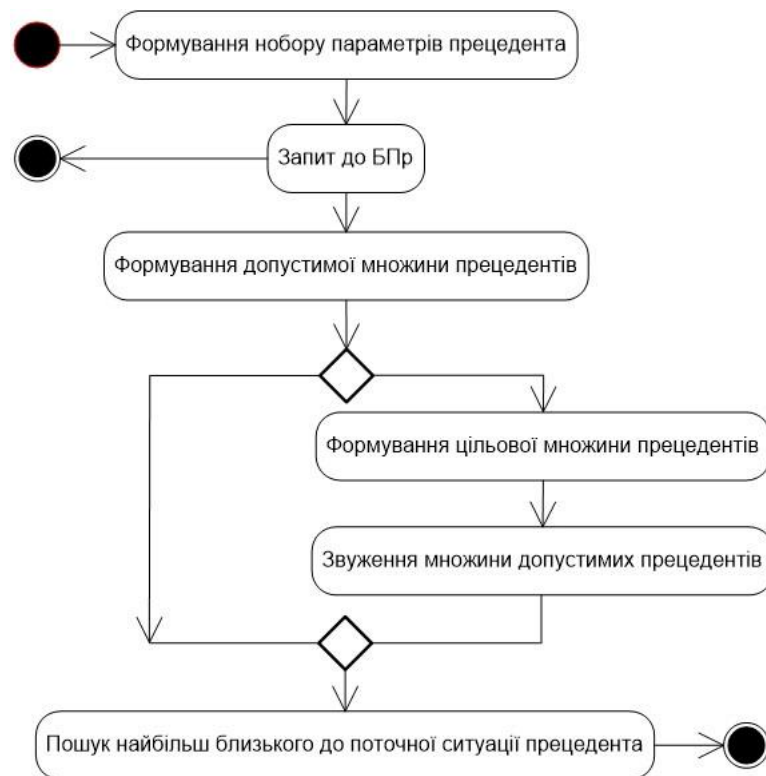


Рисунок Б.7 – Діаграма станів процесу пошуку прототипів рішень

Процедура пошуку прецедентів може відбуватись, або на основі запропонованої в роботі модифікації *CBR*-підходу (Розділ 6, п. 6.4), або на основі одного із реалізованих в системі метричних методів пошуку прототипів рішення нової (невідомої) задачі (проблемної ситуації).

1.3. Діаграма класів системи.

Діаграма класів (*class diagram*) служить для представлення статичної структури моделі системи, відображає сукупність класів та інтерфейсів системи, специфікує зв'язки, що існують між ними.

Програмне забезпечення СППР містить 72 класи, що забезпечують реалізацію визначеного функціоналу системи. Для програмної реалізації запропонованої СППР було використано середовище розробки MS Visual Studio Community 2019 (мова C ++).

Діаграми класів бібліотеки моделей та методів побудови та аналізу моделі ТЩД/ТДШ та бібліотеки аналізу методів робастної статистики наведені на рисунках Б.8–Б.9 відповідно.

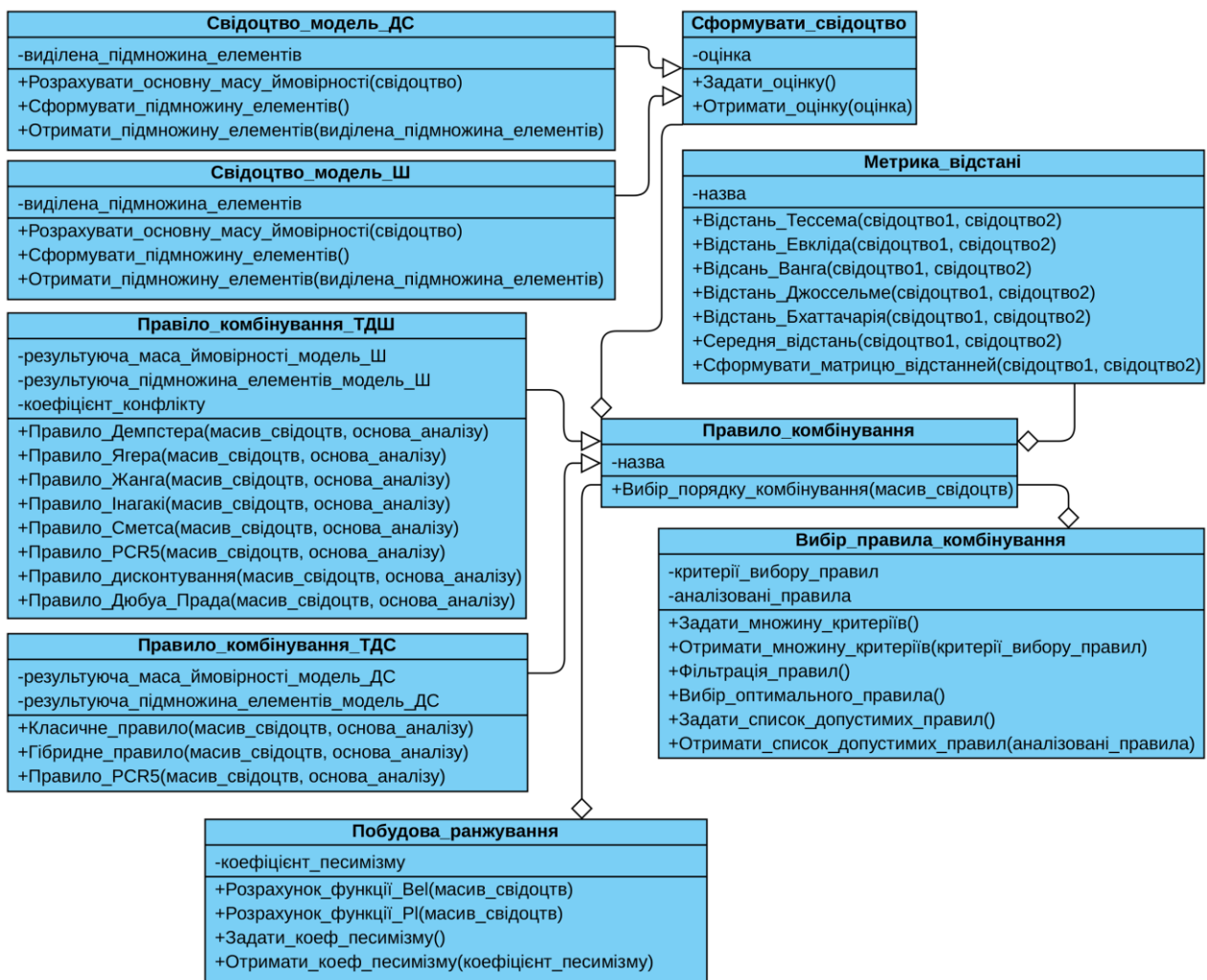


Рисунок Б.8 – Діаграма класів бібліотеки побудови та аналізу моделей ТДС / ТДШ

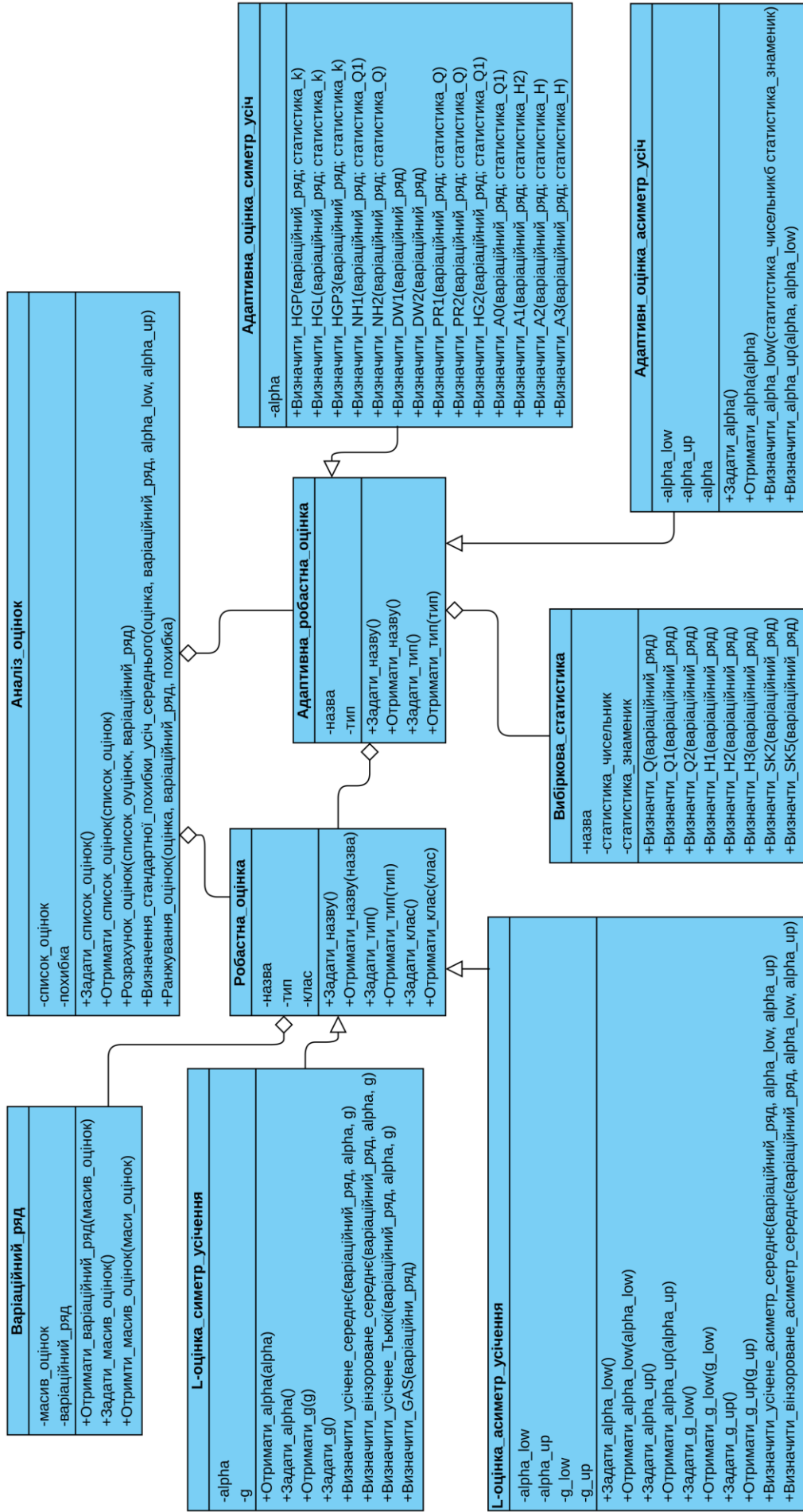


Рисунок Б.9 – Діаграма класів бібліотеки побудови та аналізу робастних оцінок

Для проектування статичної моделі системи (діаграми класів) було використано on-line середовище visual-paradigm.

Б.2. Інтерфейс користувача системи

Застосунок має простий дружній віконно-орієнтований інтерфейс. Користувач має доступ до всіх видимих елементів інтерфейсу (за допомогою пристроїв введення - клавіатури, миші) і здійснює безпосереднє маніпулювання ними. Для полегшення розуміння, простоти роботи і швидкого освоєння програми елементи інтерфейсу відображають їх призначення і властивості у вигляді підказок. Основним навігаційним елементом програми є головне меню. Перед початком роботи користувачу необхідно пройти авторизацію.

Приклади віконного інтерфейсу системи наведені на рис. Б.10 – Б.13.

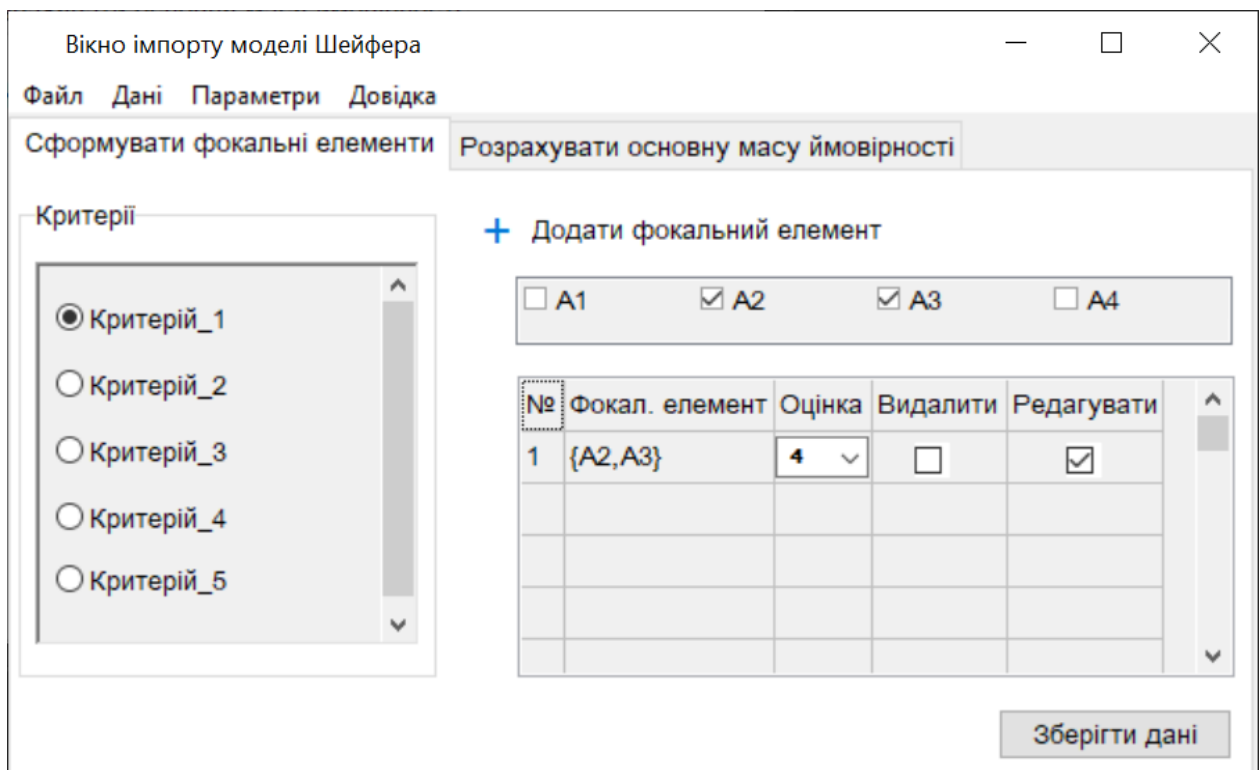


Рисунок Б.10 – Інтерфейс вікна імпорту моделі Шейфера

На рисунках Б.10–Б.11 наведені приклади віконного інтерфейсу при побудові та аналізі ЕС, сформованих в рамках моделі Шейфера: задача імпорту (введення вручну) ЕС, відображення результатів комбінування ЕС за різними

правилами комбінування (визначення основної маси ймовірності результуючих ЕС; визначення порядку комбінування ЕС; визначення значень функцій $Bel(\cdot)$ та $Pl(\cdot)$ сиглетонів; побудова результуючого ранжування об'єктів експертизи).

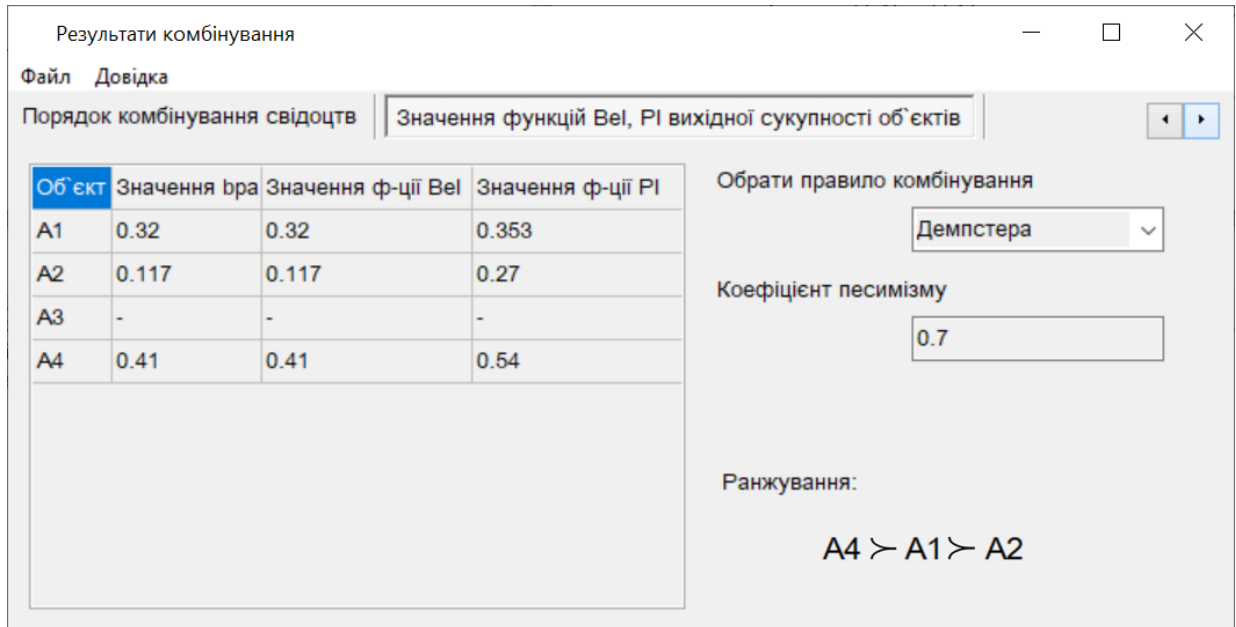


Рисунок Б.11 – Інтерфейс вікна результатів комбінування

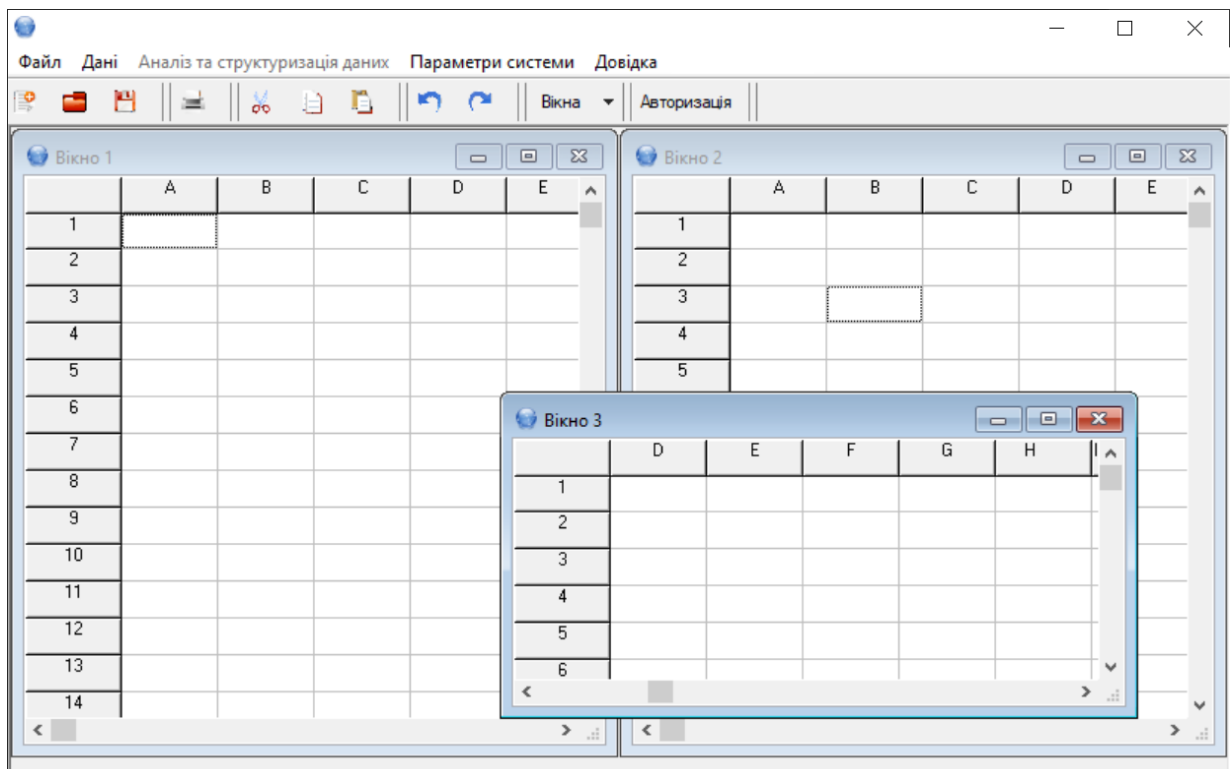


Рисунок Б.12 – Інтерфейс вікна імпорту даних

На рисунку Б.12 наведено приклад віконного інтерфейсу стану системи «Імпорт даних» при роботі із даними, сформованими в рамках абсолютної та порядкової шкали вимірювань.

На рисунку Б.13 наведено форму перевірки значень спостережень на аномальність за запропонованою в роботі методикою. Форма викликається через меню «Аналіз та структуризація даних».

Перевірка на аномальність

Файл Дані Довідка

Крок 1. Побудова варіаційного ряду Переглянути Редагувати

Крок 2. Обрати спосіб перевірки ряду на симетричність
 статистика НеQ1

Крок 3. Вибір групи оцінок на основі симетричного усічення

<input checked="" type="checkbox"/> HGP	<input type="checkbox"/> DW1	<input checked="" type="checkbox"/> A0	<input type="checkbox"/> TMZ
<input type="checkbox"/> HGL	<input checked="" type="checkbox"/> PR1	<input checked="" type="checkbox"/> A1	<input type="checkbox"/> Обрати всі
<input checked="" type="checkbox"/> NH1	<input checked="" type="checkbox"/> PR2	<input checked="" type="checkbox"/> A2	
<input checked="" type="checkbox"/> NH2	<input checked="" type="checkbox"/> HG1	<input checked="" type="checkbox"/> A3	
<input type="checkbox"/> DW1	<input checked="" type="checkbox"/> HG2	<input checked="" type="checkbox"/> PAR	

Далі

Крок 4. Аналіз групи оцінок

№	Назва оцінки	Значення оцінки	alpha, %	Похибка	Зона_1	Зона_2	Однор
1	NH1	-0.0109	12.5	0.03530	[X_1; X_62]	[X_439; X_500]	[X_1]
2	NH2	-0.0126	18.75	0.03537	[X_1; X_93]	[X_408; X_500]	[X_1]
3	HGP	-0.0078	25	0.03802	[X_1; X_125]	[X_376; X_500]	[X_1]
4	HG1	-0.0018	0	0.03691	-	-	[X_1]
5	HG2	-0.0078	25	0.03802	[X_1; X_125]	[X_376; X_500]	[X_1]
6	PAR	-0.0078	25	0.03802	[X_1; X_125]	[X_376; X_500]	[X_1]

Крок 5. Зони аномальних спостережень варіаційного ряду:

	Зона 1	Зона 2
№ першого елемента ряду	1	484
№ останнього елемента ряду	15	500

Рисунок Б.13 – Інтерфейс вікна методики перевірки на аномальність результатів вимірювань

Б.3. Проектування бази даних системи

До складу СППР входить БД, що містить інформацію про користувачів системи; інформацію, що необхідна для проведення експертиз (доступні списки експертів, критеріїв, альтернатив, типи шкали оцінювання про проведені експертизи (номер експертизи, дата проведення експертизи, списки експертів, критеріїв, альтернатив, тип шкали оцінювання, оцінки (переваги) експертів); інформацію, щодо синтезованих ІТ (параметри синтезу, номери протоколів синтезу ІТ та ін.); інформацію про модельовані види незнання (назва, критерії їх ідентифікації); інформацію про реалізовані в системі методи моделювання аналізованих видів незнання (назва, критерії їх вибору), та ін.

Для реалізації БД була обрана СКБД SQLite. Проектування БД здійснювалось в он-лайн середовищі SqlDBM.

Фізична модель БД системи наведена на рис. Б.14. Фізична модель відповідає практичній реалізації БД і визначає ті фізичні об'єкти, які були реалізовані. Фізична модель даних будується методом денормалізації і типізації логічної моделі даних. Опис основних сутностей та відповідних атрибутів наведено в табл. Б.8–Б.27.

Таблиця Б.8 – Таблиця «Вирішувані в системі задачі аналізу» (tasc)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_tasc	ідентифікатор задачі аналізу	числове поле
tasc_name	назва задачі аналізу	текстове поле
id_tasc_type	ідентифікатор типу задачі	числове поле

Таблиця Б.9 – Таблиця «Тип вирішуваної задачі» (tasc_type)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_tasc_type	ідентифікатор типу задачі аналізу	числове поле
type_name	назва типу задачі (наприклад, одно та багатокритеріальні, задачі індивідуального та групового вибору та ін.)	текстове поле
id_classif	ідентифікатор способу класифікації задачі	числове поле

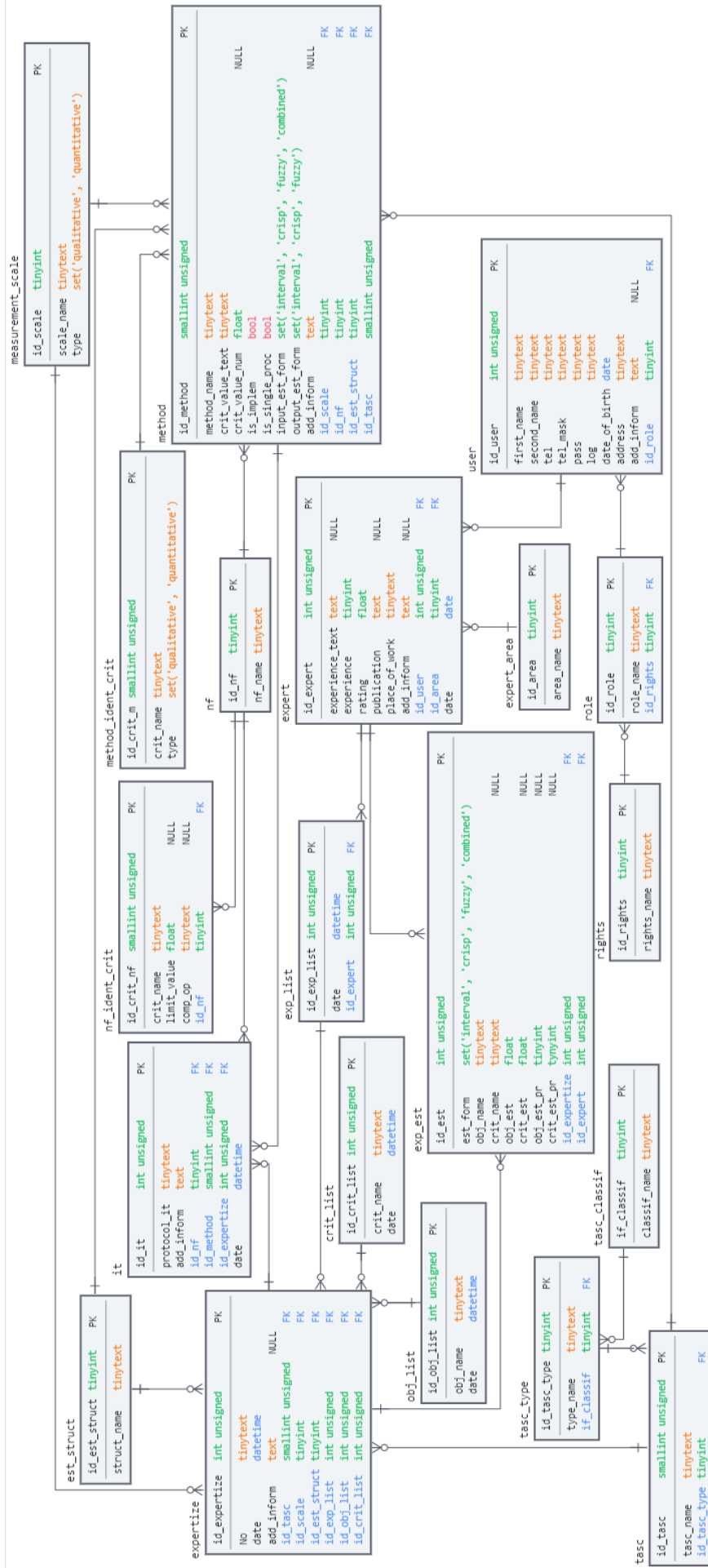


Рисунок Б.14 – Структура БД

Таблиця Б.10 – Таблиця «Вид НЕ-фактору» (nf)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_nf	ідентифікатор НЕ-фактору	числове поле
nf_name	назва НЕ-фактору	текстове поле

Таблиця Б.11 – Таблиця «Характеристика ідентифікації НЕ-фактору» (nf_ident_crit)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_crit_nf	ідентифікатор критерію ідентифікації НЕ-фактору	числове поле
id_nf	ідентифікатор НЕ-фактору	числове поле
crit_name	назва критерію (характеристики) ідентифікації НЕ-фактору	текстове поле
limit_value	граничне значення критерію, що відповідає за наявність НЕ-фактору	числове поле
comp_op	оператор порівняння, на основі якого формується правило ідентифікації НЕ-фактору виду: IF (значення crit_name comp_op limit_value у вихідній сукупності даних) THEN id_nf має місце	текстове поле

Таблиця Б.12 – Таблиця «Шкала вимірювання» (measure_scale)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_scale	ідентифікатор шкали	числове поле
scale_name	назва шкали	текстове поле
type	тип шкали (шкала якісних, кількісних ознак)	множина

Таблиця Б.13 – Таблиця «Характеристика методу моделювання» (method_ident_crit)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_crit_m	ідентифікатор характеристики методу моделювання	числове поле
crit_name	назва характеристики методу моделювання	текстове поле
type	тип ознаки: кількісна, якісна	множина

Таблиця Б.14 – Таблиця «Метод моделювання НЕ-фактору» (method)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_method	ідентифікатор методу моделювання	числове поле
id_scale	ідентифікатор шкали вимірювання	числове поле
id_nf	ідентифікатор НЕ-фактору	числове поле
id_est_struct	ідентифікатор структури даних	числове поле
id_tasc	ідентифікатор задачі аналізу, що моделюється методом method_name	числове поле
id_crit_m	ідентифікатор характеристики методу моделювання	числове поле
method_name	назва методу моделювання	текстове поле
crit_value_text	значення характеристики, що описує переваги та недоліки методу моделювання	текстове поле
crit_value_num	значення характеристики, що описує переваги та недоліки методу моделювання	поле дійсного типу
is_implem	наявність реалізації методу в системі	поле логічного типу
is_single_proc	метод передбачає процедуру аналізу більше ніж в 1 тур	поле логічного типу
input_est_form	форма представлення вхідних даних (інтервальна, нечітка, точкова, змішана)	множина
output_est_form	форма представлення результату моделювання (інтервальна, нечітка, точкова)	множина
add_inform	поле призначено для внесення додаткової інформації	текстове поле

Таблиця Б.15 – Таблиця «Спосіб класифікації вирішуваної задачі» (tasc_classif)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_classif	ідентифікатор способу класифікації задачі	числове поле
classif_name	назва способу класифікації задачі (наприклад, за кількістю критеріїв)	текстове поле

Таблиця Б.16 – Таблиця «Доступні в системі ролі користувачів» (role)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_role	ідентифікатор ролі користувача у системі	числове поле
id_rights	ідентифікатор прав користувача у системі	числове поле
role_name	назва доступних ролей	текстове поле

Таблиця Б.17 – Таблиця «Доступні в системі права користувачів» (rights)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_rights	ідентифікатор прав користувача у системі	числове поле
rights_name	назва доступних прав	текстове поле

Таблиця Б.18 – Таблиця «Користувач системи» (user)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_user	ідентифікатор користувача системи	числове поле
id_role	ідентифікатор ролі користувача	числове поле
first_name	ім'я користувача	текстове поле
second_name	прізвище користувача	текстове поле
tel	номер телефону	текстове поле
tel_mask	маска номеру телефону	текстове поле
pass	пароль	текстове поле
log	логін	текстове поле
date_of_birth	дата народження	дата
address	адреса проживання	текстове поле
add_inform	текстове поле, призначено для внесення додаткової інформації	текстове поле

Таблиця Б.19 – Таблиця «Предметна область роботи експерта» (expert_area)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_area	ідентифікатор предметної області роботи експерта	числове поле
area_name	назва предметної області роботи експерта	текстове поле

Таблиця Б.20 – Таблиця «Експерт» (expert)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_expert	ідентифікатор експерта	числове поле
id_user	ідентифікатор користувача	числове поле
id_area	ідентифікатор предметної області роботи експерта	числове поле
experience_text	досвід роботи експерта у визначеній предметній області (де і ким працював)	текстове поле
experience	досвід роботи експертом у визначеній предметній області (к-сть років)	числове поле
date	дата заповнення анкети	дата
rating	рейтинг експерта у системі	
publications	публікації експерта (посилання на профілі наукометричних баз даних)	текстове поле
place_of_work	поточне місце роботи	текстове поле
add_inform	текстове поле, призначено для внесення додаткової інформації	текстове поле

Таблиця Б.21 – Таблиця «Оцінка експерта» (expert_est)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_est	ідентифікатор оцінки експерта	числове поле
id_expert	ідентифікатор експерта	числове поле
id_expertize	ідентифікатор експертизи	числове поле
est_form	форма представлення ЕО (інтервальна, нечітка, точкова)	множина
obj_name	назва аналізованого об'єкту	текстове поле
crit_name	назва аналізованого критерію	текстове поле
obj_est	оцінка аналізованого об'єкту	числове поле
crit_est	оцінка аналізованого критерію	числове поле
obj_est_pr	пріоритет аналізованого об'єкту	числове поле
crit_est_pr	пріоритет аналізованого критерію	числове поле

Таблиця Б.22 – Таблиця «Експертиза» (expertize)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_expertize	ідентифікатор експертизи	числове поле
id_tasc	ідентифікатор вирішуваної задачі	числове поле
id_scale	ідентифікатор шкали вимірювання	числове поле
id_est_struct	ідентифікатор структури данин	числове поле
id_exp_list	ідентифікатор списку експертів	числове поле
id_obj_list	ідентифікатор списку об'єктів експертизи	числове поле
id_crit_list	ідентифікатор списку критеріїв	числове поле
No	номер експертизи	текстове поле
date	дата проведення експертизи	дата
add_inform	текстове поле, призначено для внесення додаткової інформації	текстове поле

Таблиця Б.23 – Таблиця «Список аналізованих об'єктів» (obj_list)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_obj_list	ідентифікатор списку об'єктів експертизи	числове поле
obj_name	назва об'єкту експертизи	текстове поле
date	дата формування списку	дата

Таблиця Б.24 – Таблиця «Список критеріїв» (crit_list)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_crit_list	ідентифікатор списку критеріїв	числове поле
crit_name	назва критерію	текстове поле
date	дата формування списку	дата

Таблиця Б.25 – Таблиця «Список експертів» (exp_list)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_exp_list	ідентифікатор списку експертів	числове поле
id_exp	ідентифікатор експерта	числове поле
date	дата формування списку	дата

Таблиця Б.26 – Таблиця «Синтезована ІТ» (it)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_it	ідентифікатор синтезованої ІТ	числове поле
id_nf	ідентифікатор виявленого виду НЕ-фактору	числове поле
id_method	ідентифікатор застосованого методу моделювання	числове поле
id_expertize	ідентифікатор проведеної експертизи, на основі даних якої синтезовано ІТ	числове поле
protocol_it	шлях до файлу, в якому збережено протокол синтезу ІТ	текстове поле
date	дата синтезу ІТ	дата
add_information	текстове поле, призначено для внесення додаткової інформації	текстове поле

Таблиця Б.27 – Таблиця «Структура даних» (est_struct)

Назва поля таблиці	Призначення поля	Тип поля
id_est_struct	ідентифікатор структури даних	числове поле
struct_name	назва структури даних (наприклад, числа, ранжування, відношення)	текстове поле

ДОДАТОК В**АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ**

КОМУНАЛЬНЕ ПІДПРИЄМСТВО
“Теплопостачання та водо-каналізаційне господарство”

юридична адреса: 55000 Україна, Миколаївська область, м. Южноукраїнськ, вул. Дружби народів, буд. 8
 поштова адреса: 55000 Україна, Миколаївська область, м. Южноукраїнськ, п/с 37;
 телефони: (05136) 5-58-00, тел. факс 2-17-95
 kptvkg@meta.ua

№ 38/1 вг. 16.08.2019

АКТ

про використання результатів дисертаційної роботи
Швед Альони Володимирівни
 «Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних технологій в умовах
 наявності Не-факторів різної природи»
 на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 –
 інформаційні технології

Даний акт підтверджує, що результати дисертаційної роботи Швед А.В., що представлені інформаційними технологіями підтримки прийняття рішень та відповідним програмним забезпеченням були впроваджені в діяльність КП «ТВКХ» м. Южноукраїнська для вирішення задач вибору та класифікації проектів реконструкції муніципальних систем теплопостачання.

Впроваджені моделі та алгоритми, що базуються на теорії грубих множин, скорочують час (10%–20%) процедури класифікації проектів реконструкції систем теплопостачання в умовах невизначеності.

В.о. директора КП ТВКГ



Булгаров В.Г.

ДЕРЖАВНЕ ПІДПРИЄМСТВО
«НАУКОВО-ВИРОБНИЧІЙ КОМПЛЕКС ГАЗОТУРБОБУДУВАННЯ



«ЗОРЯ»-«МАШПРОЕКТ»

Просп. Богоявленський, 42а, м. Миколаїв, 54018, Україна
Тел.: +(38 0512) 22-11-48, 49-46-33, 22-13-48, 22-70-35
Факс: +(38 0512) 49-90-57, 49-34-00, 49-73-73, 49-92-50, 49-37-94
e-mail: office@zorya.com.ua; web: www.zmturbines.com

№ 17/21 № 02.04.2018

АКТ

про використання результатів дисертаційної роботи
Швед Альони Володимирівни «Моделі і методи нормативної теорії
синтезу інформаційних технологій в умовах наявності НЕ-факторів
різної природи» на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук
за спеціальністю 05.13.06 – інформаційні технології.

Даний акт підтверджує, що результати дисертаційної роботи Швед А.В. були використані в виробничій діяльності ДП Науково-виробничий комплекс газотурбобудування «Зоря»-«Машпроект» при виконанні робіт по аналізу організаційної структури підприємства. Створений в роботі математичний апарат, що базується на теоріях Демпстера-Шейфера та Дезера-Смарандаке і відповідне програмне забезпечення дозволяють автоматизувати процес аналізу експертних оцінок щодо вибору оптимальних організаційних структур за різними критеріями.

Це дає змогу проводити експерименти для вирішення задач побудови оптимальних організаційних структур наукоємких підприємств без втручання у налагоджені виробничі процеси.

Наукові дослідження Швед А.В. виконувалися відповідно до договору про співпрацю № 202 від 17.03.2015 про співробітництво між ДП НВКГ «Зоря»-«Машпроект» та НУК імені адмірала Макарова.

Директор з персоналу та НТІ
НВКГ «Зоря»-«Машпроект»
д.т.н., професор



С. К. Чернов



НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ
Державне підприємство «Експериментальне виробництво
Інституту імпульсних процесів і технологій Національної академії наук
України»
 пр.Богоявленський, 43-А, м.Миколаїв, 54018
 E-mail: epiipt@ukr.net тел.0512 77 67 00
 код ЄДРПОУ 05540190

Від « 03 » червня 2020р № 22

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

використання результатів дисертаційної роботи Швед Альони Володимирівни

Даний акт підтверджує, що алгоритмічне та програмне забезпечення, яке було розроблено під час виконання дисертаційної роботи Швед А. В. «Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних технологій в умовах наявності НЕ-факторів різної природи» було використано в виробничій діяльності ДП «Експериментальне виробництво Інституту Імпульсних процесів і технологій НАН України» (ДП «ЕВ ІПТГ НАН України»).

Розроблений пакет програмних модулів був застосований для вирішення задачі вибору варіантів технологій різання та зварювання при проектуванні та побудові корпусних конструкцій, деталей машин та приладів, в умовах багатокритеріальності та складних форм незнання (нечіткості, неповноти, неточності, невизначеності, та їх комбінацій одночасно присутніх у системі знань).

Це дало змогу підвищити контроль та управління якістю виробничої технології виготовлення корпусних та зварних конструкцій, деталей машин та приладів. Даний акт не є документом для фінансових розрахунків.

Заступник директора з виробництва
ДП «ЕВ ІПТГ НАН України»



Я. О. Гіржев



УКРАЇНА
ДЕРЖАВНЕ АГЕНТСТВО ЛІСОВИХ РЕСУРСІВ УКРАЇНИ
МИКОЛАЇВСЬКЕ ОБЛАСНЕ УПРАВЛІННЯ ЛІСОВОГО
ТА МИСЛИВСЬКОГО ГОСПОДАРСТВА
ДЕРЖАВНЕ ПІДПРИЄМСТВО «БАШТАНСЬКЕ ЛІСОВЕ ГОСПОДАРСТВО»

вул. Пегова, 4-б, с. Привілляне, Баштанського р-ну Миколаївської області, 56130 тел.- факс/05158/ 2-74-36, e-mail: bashtanlis@ukr.net

№ 42 від 28 вересня 2020 р.

АКТ

про використання результатів дисертаційної роботи
Швед Альони Володимирівни

Даний акт підтверджує, що результати дисертаційної роботи Швед А. В. «Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних технологій в умовах наявності НЕ-факторів різної природи», що представлені інформаційними технологіями підтримки прийняття рішень та відповідним програмним забезпеченням були впроваджені у діяльність державного підприємства «Баштанське лісове господарство».

Запропоновано математичне та алгоритмічне забезпечення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень щодо попередження виникнення лісових пожеж, з метою аналізу статистичної інформації щодо розподілення пожеж на території лісового господарства, виділення областей, які потребують першочергового проведення протипожежних заходів на території Баштанського лісового господарства Миколаївської області.

Впровадження запропонованих інформаційних технологій в діяльність ДП «Баштанське лісове господарство» дозволило підвищити ефективність моніторингу та контролю проведення заходів з протипожежного впорядкування лісової території ДП «Баштанське лісове господарство».



Директор ДП «Баштанське лісове господарство»

В. М. Гайдаш
В. М. Гайдаш

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Голова правління, головний
конструктор ТОВ «АМІКО Комплект»

доктор техн. наук

Б. М. Гордєєв

2019 р.



про використання результатів дисертаційної роботи
Швед Альони Володимирівни
«Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних
технологій в умовах наявності Не-факторів різної природи»
на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за
спеціальністю 05.13.06 – інформаційні технології

Даний акт підтверджує, що результати дисертаційної роботи Швед А. В. були використані у виробничій діяльності ТОВ «АМІКО-Комплект» при виконанні статистичної обробки даних, які було отримано при проведенні поліметричних вимірювань. Запропоновані в дисертаційній роботі інформаційні технології, що базуються на теорії адаптивного робастного оцінювання даних та створене програмне забезпечення дають змогу отримувати незміщені та ефективні оцінки реалізації поліметричних сигналів в умовах можливої наявності неоднорідних даних, що характеризуються як «підозрілі», «викиди», «грубі промахи» та інші.

Це відкриває перспективу щодо включення алгоритмів адаптивних процедур статистичного оцінювання вимірювальних даних до складу програмного забезпечення первинної обробки інформації поліметричних інформаційно-вимірювальних систем.

Директор ТОВ «АМІКО-Комплект»
канд. техн. наук.

О. В. Зівенко

«29» вересня 2019 р.



МИКОЛАЇВБУДРЕСУРСИ

Вих. №02/29 от 29 жовтня 2020г.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

використання результатів дисертаційної роботи Швед Альони Володимирівни

Даний акт підтверджує, що результати дисертаційного дослідження Швед А. В. «Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних технологій в умовах наявності НЕ-факторів різної природи» у вигляді математичних моделей, методів та синтезованих інформаційних технологій були використані в виробничій діяльності ТОВ «Миколаївбудресурси».

Розроблене алгоритмічне та програмне забезпечення було застосовано при вирішенні багатокритеріальної задачі вибору ефективної технології обробки металу та поверхонь металевих конструкцій за визначеним набором критеріїв в умовах багатоальтернативності та суперечливих (конфліктуючих) вихідних даних з метою підвищення рівня експлуатаційної надійності функціонування та захисту металевих конструкцій в процесі їх використання (зберігання) за цільовим призначенням, та збільшення строку експлуатації.

Даний акт не є документом для фінансових розрахунків.

Директор ТОВ «Миколаївбудресурси»



М.В. Мацюк

тел./ф +38 0512 76-76-77
моб. +38 067 514-38-85
e-mail: office@nsr.com.ua

вул. Мала Морська, 108, оф. 713
м. Миколаїв, Миколаївської обл.,
Україна
54017

Код ЄДРПУУ 22427805
ІПН 224278014041

р/р 26007487475
АТ «Райффайзен Банк Аваль»
МФО 380805



ЗАТВЕРДЖУЮ
 Членин проректор Чорноморського
 національного університету ім. П. Могили
 _____ Н. М. Іщенко
 _____ 2021 р.

АКТ

про впровадження у навчальний процес результатів дисертаційної роботи Швед Альони Володимирівни

Комісія у складі: голови – в.о. завідувача кафедри інженерії програмного забезпечення (ІПЗ) канд. техн. наук, доцент Давиденко Є. О., членів д-р техн. наук, професора Фісуна М. Т., канд. техн. наук, доцента (б.в.з.) Горбаня Г. В., підтверджує, що на кафедрі ІПЗ ЧНУ ім. П. Могили впроваджені у навчальний процес результати дисертаційної роботи «Моделі і методи нормативної теорії синтезу інформаційних технологій в умовах наявності НЕ-факторів різної природи», що увійшли до складу навчальних посібників «Моделі подання та виведення знань у системах ситуаційного управління» (протокол № 2 від 11.10.2018 р.), «Прикладні задачі системного аналізу» (протокол № 9 від 28.05.2020 р.) та монографії «Моделювання та управління НЕ-факторами різної природи» (протокол № 3 від 14.11.2019 р.).

Матеріали навчальних посібників та монографії використовуються при викладанні дисциплін «Менеджмент ІТ-проектів», «Моделі і методи сценарного аналізу», «Емпіричні методи програмної інженерії», «Ситуаційне моделювання та управління», «Інтелектуальний аналіз даних», а також при виконанні курсових та дипломних робіт в процесі підготовки бакалаврантів та магістрантів за спеціальностями: 121 «Інженерія програмного забезпечення», 122 «Комп'ютерні науки», 124 «Системний аналіз».

Голова комісії:
 канд. техн. наук, доцент

Є. О. Давиденко

Члени комісії:
 д-р техн. наук, професор
 канд. техн. наук, доцент (б.в.з.)

М. Т. Фісун

Г. В. Горбань

ДОДАТОК Г

СПИСОК ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

1. Kovalenko I. I., Shved A. V. Clustering of group expert estimates based on measures in the theory of evidence. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 2016. № 4 (154). P. 71–78; **база(u)**: SCOPUS, Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.
2. Kovalenko I. I., Shved A. V. Development of a technology of structuring group expert judgments under various types of uncertainty. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2018. № 3/4 (93). P. 60–68. doi: 10.15587/1729-4061.2018.133299; **база(u)**: SciVerse SCOPUS, Google Scholar, CrossRef.
3. Kovalenko I. I., Shved A. V., Koval N. V. A modified Case-Based Reasoning method based on the rough set theory. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018. № 4 (47). P. 106–112. doi: 10.15588/1607-3274-2018-4-10; **база(u)**: Web of Science (WoS) Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.
4. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Development of the procedure for integrated application of scenario prediction methods. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Vol. 2, Iss. 4 (98). P. 31–38. doi: 10.15587/1729-4061.2019.163871; **база(u)**: SciVerse SCOPUS, Google Scholar Index Copernicus Journals Master List, CrossRef.
5. Shved A. Syntesis of group decisions in the problem of analysis of the technical condition of military-civilian objects. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2019. Iss. 4 (51). P. 92–102. doi: 10.15588/1607-3274-2019-4-9; **база(u)**: Web of Science (WoS), Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.
6. Shved A., Kovalenko I., Davydenko Y. Method of detection the consistent subgroups of expert assessments in a group based on measures of dissimilarity in evidence theory. *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019 /*

N. Shakhovska, M. Medykovskyy (eds.). 2020. Vol. 1080. P. 36–53. doi: 10.1007/978-3-030-33695-0_4; *база(u)*: SCOPUS, DBLP.

7. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Searching for Pareto-optimal solutions. *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019* / N. Shakhovska, M. Medykovskyy (eds.). 2020. Vol. 1080. P. 121–138. doi: 10.1007/978-3-030-33695-0_10; *база(u)*: SCOPUS, DBLP.

8. Коваленко И. И., Драган С. В., Швед А. В. Моделирование организационных структур методами графодинамики. *Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування*. 2011. №5 (440). С. 125–131; *база(u)*: Google Scholar, CrossRef.

9. Коваленко И. И., Давыденко Е. А., Швед А. В. Выбор решений на основе нечетких отношений. *Проблеми інформаційних технологій*. 2011. №02 (010). С. 29–32; *база(u)*: Google Scholar.

10. Коваленко И.И., Швед А. В., Кобылинский И. А. Информационные технологии графодинамического моделирования структур организационных систем. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2012. №1 (44). С. 59–64; *база(u)*: Google Scholar.

11. Коваленко И. И., Швед А. В., Пугаченко Е. С. Экспертное ранжирование иерархических организационных структур с использованием метода анализа иерархий и теории свидетельств. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2013. №1 (46). С. 67–71; *база(u)*: Google Scholar.

12. Коваленко И. И., Швед А. В. Некоторые НЕ-факторы и методы их моделирования. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2013. №1 (46). С. 23–27; *база(u)*: Google Scholar.

13. Коваленко И. И., Швед А. В. Информационная технология поддержки принятия решений с использованием методов вероятностного вывода. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології*. 2013. Вип. 217. Т. 229. С. 51–58; *база(u)*: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

14. Коваленко И. И., Швед А. В., Пугаченко Е. С. Анализ правил комбинирования групповых экспертных оценок в конфликтных ситуациях. *Проблеми інформаційних технологій*. 2014. №1 (15). С. 14–20; **база(и)**: Google Scholar.

15. Коваленко И. И., Швед А. В. Формализованный подход к выбору оценок типа „среднее” в анализе малых неоднородных выборок данных. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп’ютерні технології*. 2014. Вип. 238. Т. 250. С. 74–78; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

16. Коваленко И. И., Швед А. В., Мельник А. В., Пугаченко Е. С. Сравнительный анализ методов моделирования некоторых НЕ–факторов. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2015. № 1. С. 43–50; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.

17. Швед А. В. Анализ моделей экспертных свидетельств. *Проблеми інформаційних технологій*. 2016. №1 (19). С. 88–95; **база(и)**: Google Scholar.

18. Швед А. В. Алгоритм выбора правила комбинирования экспертных свидетельств. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп’ютерні технології*. 2016. Вип. 271. Т. 283. С. 19–25; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

19. Антипова К. О., Коваленко И. И., Швед А. В. Модели неопределенности в групповых экспертных суждениях. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп’ютерні технології*. 2017. Вип. 295. Т. 307. С. 54–59; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

20. Коваленко И. И., Швед А. В. Анализ модификаций метода анализа иерархий на основе нечетких экспертных суждений. *Проблеми інформаційних технологій*. 2017. №01 (021). С. 42–51; **база(и)**: Google Scholar.

21. Коваленко И. И., Швед А. В. Класифікація експертних оцінок показників якості програмних продуктів на основі теорії грубих множин. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології.* 2018. Вип. 305. Т. 317. С. 12–17; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

22. Коваленко І. І., Швед А. В. Аналіз моделей експертних свідочств сформованих в умовах невизначеності методами теорії можливостей. *Наукові праці: Науково-методичний журнал Чорноморського державного університету ім. П. Могили. Серія: Комп'ютерні технології.* 2018. Вип. 308. Т. 320. С. 3–9; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar.

23. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Choice of software development technologies based on pareto-optimal solutions. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University.* 2019. Vol. 95. No. 3. P. 24–32. doi: 10.33108/visnyk_tntu2019.03.116; **база(и)**: Google Scholar.

24. Коваленко І. І., Швед А. В. Дослідження динаміки рівня невизначеності в умовах різної структури експертних свідочств. *Геометричне моделювання та інформаційні технології.* 2017. № 1 (3). С. 56–63; **база(и)**: Google Scholar.

25. Antipova K. O., Davydenko Ye. O., Kovalenko I. I., Shved A. V. Modelling of group expert judgments under conditions of complex uncertainty. *East European Scientific Journal.* 2019. No 5 (45). P. 4–10; **база(и)**: Google Scholar.

26. Коваленко И. И., Швед А. В. Экспертные технологии поддержки принятия решений: Монография. Николаев: Илион, 2013. 216 с.; **база(и)**: Google Scholar.

27. Швед А. В. Моделювання та управління НЕ-факторами різної природи: Монографія. Миколаїв: Іліон, 2019. 204 с.

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

28. Fisun M., Shved A., Nezdoliy Y., Davydenko Y. The experience in application of information technologies for teaching of disabled students. In:

Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS 2015). (Warsaw, Poland, 24–25 September. 2015). Warsaw, 2015. Vol. 2. P. 935–939. doi: 10.1109/IDAACS.2015.7341441; *бaza(u)*: SCOPUS, DBLP.

29. Shved A., Davydenko Y. The analysis of uncertainty measures with various types of evidence. In: *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Data Stream Mining & Processing* (DSMP 2016). (Lviv, Ukraine, 23–27 August. 2016). Lviv 2016. P. 61–64. doi: 10.1109/DSMP.2016.7583508; *бaza(u)*: SCOPUS, Google Scholar.

30. Shved A. V. Probabilistic risk analysis of investment projects under uncertainty. In: *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications* (IDAACS 2017). (Bucharest, Romania, 21–23 September. 2015). Bucharest, 2017. P. 179–182. doi: 10.1109/IDAACS.2017.8095072; *бaza(u)*: SCOPUS, DBLP.

31. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A. Formation of consistent groups of expert evidences based on dissimilarity measures in evidence theory. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies* (CSIT 2019). (Lviv, Ukraine, 17–20 September. 2019). Lviv, 2019. P. 113–116. doi: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929858; *бaza(u)*: Web of Science, SCOPUS, Google Scholar.

32. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A., Boiko A. Efficient funds allocation system based on fuzzy logic and smart contracts. In: *Proceedings of the International Workshop on Information Modeling. Data and Knowledge Engineering* (IWIMDKE 2019). (Lviv, Ukraine, 18–19 September. 2019). Lviv, 2019. P. 214–217. doi: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929856; *бaza(u)*: Web of Science, SCOPUS, Google Scholar.

33. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Modeling uncertain situations in decision-making with influence diagrams. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information-Communication Technologies & Embedded Systems*

(ICT&ES 2019). (Mykolaiv, Ukraine, 14–15 November. 2019). Mykolaiv, 2019. P. 106–115; *база(u)*: SCOPUS.

34. Kovalenko I., Davydenko Y., Shved A., Antipova K. Methodology for the synthesis of information technologies for ignorance modeling: the key concepts. In: *Proceedings of the 1st International Workshop on Information-Communication Technologies & Embedded Systems* (ICT&ES 2019). (Mykolaiv, Ukraine, 14–15 November. 2019). Mykolaiv, 2019. P. 233–240; *база(u)*: SCOPUS.

35. Kovalenko I, Shved A., Antipova K., Davydenko Y. Structuring of a transaction database using the rough set theory. In: *Proceedings of the 3rd International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems* (CMIS-2020). (Zaporizhzhia, Ukraine, April 27-May 1. 2020). Zaporizhzhia, 2020. P. 278–287; *база(u)*: SCOPUS, DBLP.

36. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. The basic concepts of the normative theory of the synthesis of information technologies for decision support. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies* (CSIT 2020). (Zbarazh, Ukraine, 23–26 September. 2020). Zbarazh, 2020. P. 332–335. doi: 10.1109/CSIT49958.2020.9321882; *база(u)*: Web of Science, SCOPUS, Google Scholar.

37. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. A technique for structuring of group expert judgments formed under complex forms of ignorance. In: *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Information Technology and Interactions* (IT&I-2020). (Kyiv, Ukraine, 2–3 December. 2020). Kyiv, 2020. P. 296–305; *база(u)*: SCOPUS, DBLP.

38. Швед А. В. Аналіз правил комбінування експертних свідочств сформованих в умовах невизначеності. *Могилянські читання–2014: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XVII Всеукр. наук.-метод. конф., 17–21 листопада 2014 р. м. Миколаїв, 2014. С. 55–56.

39. Швед А. В. Інформаційна технологія ранжування експертних оцінок із застосуванням теорії свідочств. *Ольвійський форум-2015: стратегії країн*

Причорноморського регіону в геополітичному просторі: матеріали ІХ міжнар. наук.-практ. конф., 3–6 червня 2015 р. м. Миколаїв, 2015. Т. 2. С. 117–119.

40. Швед А. В. Дослідження впливу структури експертних свідочств на ступінь конфлікту між ними. *Могілянські читання–2015: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XVIII Всеукр. наук.-метод. конф., 12–20 лист. 2015 р. м. Миколаїв, 2015. С. 70–71.*

41. Shved A. V. One approach to selection of the combination rules. In: *Proceedings of the 12th International conference on Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence (ISDMCI'2016).* (Kherson, Ukraine, 24–28 May. 2016). Kherson, 2016. P. 162–164.

42. Швед А. В. Методика вибору правил комбінування. *Ольвійський форум-2016: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі: матеріали X міжнар. наук.-практ. конф., 9–12 червня 2016 р. м. Миколаїв, 2016. Т. 5. С. 36–38.*

43. Швед А. В. Алгоритм вибору правила комбінування експертних свідочств. *Могілянські читання: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XIX Всеукр. наук.-метод. конф., 14–18 лист. 2016 р. м. Миколаїв, 2016. С. 124–127.*

44. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика агрегування індивідуальних ймовірнісних оцінок експертів при вирішенні задач ймовірнісного висновку на деревах ймовірностей. *Могілянські читання–2017: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XX Всеукр. наук.-метод. конф., 13–14 лист., 2017 р. м. Миколаїв, 2017. С. 84–85.*

45. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика синтезу групового рішення в умовах специфічних форм невизначеності. *Ольвійський форум-2018: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі: матеріали XII міжнар. наук.-практ. конф., 7–10 червня 2018 р. м. Миколаїв, 2018. С. 36–38.*

46. Коваленко І. І., Швед А. В. Методика оцінювання експлуатаційного стану фортифікаційних споруд в умовах невизначеності та нечіткості. *Могілянські читання–2018: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти*: матеріали XXI Всеукр. наук.-метод. конф., 12–17 лист. 2018 р. м. Миколаїв, 2018. С. 133–135.

47. Швед А. В., Давиденко Є. О. Оцінка експлуатаційного стану об'єктів військово-цивільного призначення в умовах невизначеності. *Інтернет-Освіта-Наука–2018 (ІОН-2018)*: матеріали XI міжнар. наук.-практ. конф., 22–25 травня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. С. 122–123.

48. Давиденко Є. О., Швед А. В. Система ефективного розподілу коштів на основі нечіткої логіки та smart-контрактів. *Інтернет-Освіта-Наука–2018 (ІОН-2018)*: матеріали XI міжнар. наук.-практ. конф., 22–25 травня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. С. 22–23.

49. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Архітектура та принципи побудови системи ситуаційного управління на основі метода прецедентів. *Контроль і управління в складних системах (КУСС-2018)*: матеріали XIV Міжнар. конф., 15–17 жовтня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/22687>.

50. Швед А. В., Бойко А. П., Давиденко Є. О. Технологія підтримки прийняття рішень в задачах вибору оптимальної стратегії у військовоцивільній сфері. *Контроль і управління в складних системах (КУСС-2018)*: матеріали XIV Міжнар. конф., 15–17 жовтня, 2018 р. м. Вінниця, 2018. Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/22751>.

51. Давиденко Є. О., Коваленко І. І., Швед А. В. Вибір методів групових рішень для агрегування індивідуальних експертних оцінок. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі*: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 26–28.

52. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О. Теорія можливостей та її застосування. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського*

регіону в геополітичному просторі: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 35–37.

53. Швед А. В., Коваленко І. І., Давиденко Є. О. Нечітке моделювання часових рядів. *Ольвійський форум-2019: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі: матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф., 6–9 червня 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 39–41.*

54. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Методика комплексного застосування методів сценарного прогнозування, представлених графовими моделями ієрархічної структури. *Могілянські читання–2019: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XXII Всеукр. наук.-метод. конф., 11–16 листоп. 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 129–132.*

55. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Принципи побудови діаграм впливу. *Могілянські читання–2019: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XXII Всеукр. наук.-метод. конф., 11–16 листоп. 2019 р. м. Миколаїв, 2019. С. 132–134.*

56. Коваленко І. І., Швед А. В., Давиденко Є. О., Антіпова К. О. Структурування бази даних транзакцій з використанням грубих множин. *Ольвійський форум-2020: стратегії країн Причорноморського регіону в геополітичному просторі: матеріали XIV міжнар. наук.-практ. конф., 4–7 червня 2020 р. м. Миколаїв, 2020. С. 50–53.*

57. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В., Антіпова К. О. Класифікатори даних на основі інформаційної ентропії. *Могілянські читання–2020: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти: матеріали XXIII Всеукр. наук.-метод. конф., 16–20 лист. 2020 р. м. Миколаїв, 2020. С. 97–99.*

58. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. Structuring of group expert judgments formed under complex forms of ignorance. In: *Proceedings of the 7th*

International conference on Information Technology and Interactions (Satellite). (Kyiv, Ukraine, 4 December. 2020). Kyiv, 2020. P. 297–300.

59. Kovalenko I., Antipova K., Davydenko Y., Shved A. Comparative analysis of criteria convolution methods in decision-making. *Інформаційні технології і автоматизація – 2020*: матеріали XIII Міжнар. наук.-практ. конф., 22–23 жовтня 2020 р. м. Одеса, 2020. С. 57–59.

Праці, які додатково відображають наукові результати дисертації

60. Коваленко И. И., Швед А. В. Классификация многокритериальных альтернатив с использованием комплексных вербальных критериев. *Проблеми інформаційних технологій*. 2011. №01 (009). С. 42–46; **база(и)**: Google Scholar.

61. Коваленко И. И., Пономаренко Т. В., Швед А. В. Принятие решений по выбору типов судов для перевозки грузов на основе нечетких отношений. *Вісник Національного технічного університету ХПІ. Серія: Нові рішення в сучасних технологіях*. 2012. Вип. 68. С. 62–67; **база(и)**: Google Scholar, CrossRef.

62. Коваленко И. И., Швед А. В. Некоторые прикладные задачи теории грубых множеств. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2012. №1 (44). С. 7–14; **база(и)**: Google Scholar.

63. Коваленко И. И., Приходько С. Б., Пугаченко К. С., Швед А. В. Графодинамическое имитационное моделирование задач управления составом организационных систем. *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. 2013. Вип. 5 (88). С. 50–60; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.

64. Коваленко И. И., Швед А. В., Мельник А. В. Вероятностный анализ рискообразующих факторов в организационных задачах судоремонта. *Судостроение и морская инфраструктура*. 2014. №2 (2). С. 111–121; **база(и)**: Google Scholar.

65. Kovalenko I. I., Chernova L. S., Shved A. V. Quality simulation of risk contributing factors in high technology enterprises and productions. *Комунальне*

господарство міст. Серія: Технічні науки та архітектура. 2016. Вип. 128. С. 83–88; **база(и)**: Google Scholar.

66. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Методика пошуку асоціативних правил. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2019. № 3. С. 50–55. doi: 10.24025/2306-4412.3.2019.176909; **база(и)**: Index Copernicus Journals Master List, Google Scholar, CrossRef.

67. Kovalenko I., Shved A., Davydenko Y. (2020). Graph dynamical modeling of organizational systems structures. *Computer Science and Engineering*. 2020. No. 1 (1). P. 1–19. doi: 10.26693/cse2020.01.001; **база(и)**: Google Scholar.

68. Коваленко І. І., Швед А. В., Мандра А. В. Качественное моделирование факторов риска отказа судового двигателя. *Proceedings of Azerbaijan State Marine Academy (ASMA)*. 2017. № 2. С. 186–190; **база(и)**: Google Scholar.