

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

Сенько Антон Олександрович

УДК 004.942

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ
ДЛЯ ПРОЦЕСУ ПОДРІБНЕННЯ НА ОСНОВІ НЕПРЯМОГО
ВИЗНАЧЕННЯ МІЦНОСТІ РУДИ**

05.13.06 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

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

А. О. Сенько

Науковий керівник:

доктор технічних наук, професор А. І. Купін

Кривий Ріг – 2020

АНОТАЦІЯ

Сенько А.О. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень для процесу подрібнення на основі непрямого визначення міцності руди – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук (доктора філософії) за спеціальністю 05.13.06 – Інформаційні технології. – Криворізький національний університет, 2020.

Дисертацію присвячено вирішенню актуальної науково-практичної задачі створення інформаційної системи підтримки прийняття рішень для технологічного процесу подрібнення шляхом розробки комплексу моделей збору та обробки інформації для підтримки прийняття рішень в умовах неповної інформації в режимі реального часу

У **вступі** до дисертації міститься обґрунтування актуальності теми дослідження, формулювання мети й завдань дисертаційної роботи, визначення об'єкта та предмета дослідження, методологічну основу досліджень, опис основних наукових результатів, їхньої новизни та практичної цінності, зв'язок роботи з науковими програмами й темами, а також відомості про публікації, особистий внесок автора роботи, відомості про апробацію та впровадження результатів дослідження, структуру роботи.

У **першому** розділі проведено дослідження технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Визначення статичних та динамічних характеристик цих комплексів, а також статистичних характеристик збурень.

У процесі дослідження встановлено, що параметром, що дозволить значно поліпшити результати прогнозування продуктивності секції збагачення, є міцність руди. Але швидкість зміни сировини не дозволяє застосувати методи прямого визначення даного показника. У праці виявлено необхідність розробки непрямого методу визначення даного показника.

Для досягнення заданої мети потрібно виконати наступні завдання:

- провести дослідження та класифікацію технологічних типів (сортів) руд;
- встановити залежності між властивостями руд з метою подальшої можливості прогнозування;
- провести аналіз технологічних процесів та оптимізацію режимів роботи головних млинів та іншого устаткування секції збагачення;
- оцінити адекватність отриманих закономірностей;
- розробити метод прийняття рішень на базі непрямого визначення параметрів руди;
- створити інформаційну технологію на базі розробленого методу;
- розробити програмний продукт для прийняття рішень для технологічного процесу подрібнення на основі непрямого визначення міцності руди.

У другому розділі дисертаційного дослідження присвячено класифікації технологічних типів руд, встановленню залежності між властивостями руд, аналізу технологічних процесів та оптимізації режимів роботи секції збагачення.

У якості параметра для непрямого визначення міцності пропонується використати показники навантаження обладнання для подрібнення. Подальші дослідження направлені на статистичну обробку технологічних даних підприємства з метою виявлення зв'язків міцності руди з іншими параметрами та розробки методу непрямого визначення даного показника.

Вищезазначене підтверджує висновки про доцільність вибору та розробки перспективних методів комп'ютерної підтримки прийняття рішень для технологічних об'єктів, що автоматизуються по процесам, що супроводжують функціонування таких об'єктів.

На даний момент відсутня можливість прямого отримання характеристик руди, що подається на вхід секції збагачення, а лабораторний аналіз забезпечує дискретний потік інформації, що виключає можливість оперативної реакції на зміни сировини. Наявність великих обсягів даних, отриманих в результаті функціонування SCADA-систем, забезпечує створення і практичне

застосування моделей, заснованих на методах Data Mining у поєднанні з методами нейронних мереж. Прогнозування на основі попереднього "досвіду" надає інформацію про сировину у проміжках часу між лабораторними дослідженнями.

У **третьому** розділі дисертаційної роботи проведено розробку методів прийняття рішень, прогнозуючих моделей для здійснення розрахунків у межах інтелектуальної СКПР. Формування власної бази знань шляхом навчання та дослідження інтелектуальних моделей.

Специфіка завдань формування моделей збагачувальних процесів передбачає реалізацію великого обсягу обчислень. У зв'язку з цим актуально визначення найбільш раціональних варіантів організації обчислювального процесу. Для вирішення означеної проблеми запропонована концепція і архітектура інформаційної системи, яка повинна забезпечити інтегроване уявлення і систематизацію класів розв'язуваних завдань і різнорідних виконавців (використовуваних програмних засобів).

В ході дослідження проведено обробку статистичних даних, отриманих на першій стадії подрібнення залізної руди. В якості вхідних параметрів використані показники гранулометричного складу сировини. Метою експерименту було виявлення зв'язків між процентним співвідношенням різних класів крупності та продуктивністю млина.

Експериментальним шляхом були оброблені результати для наступних топологій нейронних мереж: багат шаровий перцептрон, узагальнено-регресійна нейронна мережа, ймовірнісна нейронна мережа.

Для моделювання була обрана модель ймовірнісної нейромережі, що отримала максимальний коефіцієнт кореляції і проведених варіацій експерименту. Дана топологія дозволяє вирішити задачу класифікації і групування в умовах невизначеностей.

У **четвертому** розділі проведено розробку структури СКПР та її практична реалізація. Обґрунтовано вибір засобів оперативного контролю якісних та кількісних показників технологічного процесу.

В процесі системного дослідження кульового млина отримана його модель. Аналіз факторів, що впливають на роботу млина, показує, що їх можливо представити у вигляді параметрів процесу, що оптимізується. При цьому звичайно за змістом виділяють вхідні, вихідні, збурюючі та керуючі параметри. Вхідні параметри можливо враховувати в процесі зміни режиму роботи, а збурюючі – відхиляють режимну величину від приписаного значення, їх вплив здебільшого компенсують відповідними керуючими діями.

Всі можливі сполучення крупності і подрібнюваності вихідної руди створюють достатньо широкий перелік її різновидів, які характеризуються сім'єю екстремальних залежностей. Оскільки циркулююче навантаження зростає при збільшенні продуктивності живлення, збільшуючи поетапно подачу матеріалу на вході млина при найменшому вмісті твердого у пульпі, можна при будь-якому різновиді руди відшукати і підтримувати екстремальне значення питомої продуктивності технологічного агрегату по готовому продукту. Однак потік живлення вихідною рудою і циркулююче навантаження кульового млина не характеризують

Підтримуючи достатньо точно завантаження кульового млина рудою на найвищому рівні зміною продуктивності живлення, можливо підвищенням вмісту твердого у пульпі досягти максимального значення споживаної потужності. Це буде відповідати найвищій продуктивності млина по готовому продукту.

Встановлено, що комбінація методів кластеризації зменшує навантаження на апаратну частину, оскільки метод масштабованої максимізації очікування використовує локальний буфер, ітерації з переглядом всіх даних працюють швидше і цей алгоритм набагато краще використовує кеш пам'ять процесора, ніж метод немасштабованої максимізації очікування.

Запропонована структура бази даних, реалізована засобами IndustrialSQL Server, що дає змогу володіти оперативною та архівною інформацією про стан виробництва і характеристики продукції, що випускається.

Наведено алгоритм прогнозування, заснований на поєднанні методів кластеризації та використання прогнозуючої нейромережі, що дає можливість фахівцеві оперативно отримати рекомендації щодо прийняття рішень відносно поведінки об'єкту.

Ключові слова: інформаційна технологія, збагачення, зворотне прогнозування, кластеризація, нейронна мережа.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці в спеціалізованих виданнях з переліком наукометричних баз, де вони проіндексовані:

1. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту. Кривий Ріг, 2018. 298с; **внесок автора:** досліджено алгоритми навчання нейронних мереж.
2. Senko A., Kupin A., Mysko B. (2019). Development of classification model based on neural networks for the process of iron ore beneficiation. *Technology Audit and Production Reserves*, 3/2(47), P. 42–47; **внесок автора:** розроблено класифікуючу модель на основі нейронної мережі; **база(и):** Index Copernicus Journals Master List, Scientific Periodicals of Ukraine.
3. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Оптимізації на основі генетичних підходів для процесу збагачення залізної руди. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 30(69), №4 Ч.1. 2019 р. С. 93-99; **внесок автора:** досліджено застосування генетичних підходів з метою оптимізації процесу збагачення залізної руди; **база(и):** Index Copernicus International.
4. Купін А.І., Музика І.О., Сенько А.О., Коваленко К.А., Мисько Б.С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 29(68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168-173;

- внесок автора:** запропоновано структуру прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою; **база(и):** Index Copernicus International.
5. Сенько А. О. Моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2015 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2015. – С. 63–64; **внесок автора:** запропоновано моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення.
 6. Kupin A., Senko A. Principles of intellectual control and classification optimization in conditions of technological processes of beneficiation complexes.- CEUR-WS.- 2015. -Vol. 1356.- Pp. 153-160; **внесок автора:** сформульовано принципи класифікації для технологічного процесу подрібнення руди; **база(и):** SCOPUS.
 7. Сенько А. О. До питання побудови прогнозуючої параметричної моделі для технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Сталий розвиток промисловості та суспільства: Міжнародна науково-технічна конференція, 20-22 травня 2015 р.: тези доп. – Кривий Ріг: ДВНЗ «КНУ», 2015. – С. 276–277; **внесок автора:** уточнено параметри побудови моделі технологічного процесу подрібнення руди.
 8. Купін А.І., Система ситуаційного керування технологічними процесами збагачення на основі непрямого визначення властивостей первинної сировини / Купін А.І., Мисько Б.С., Сенько А.О. // Автоматика 2016. XXIII міжнародна конференція з автоматичного управління, 22-23 вересня 2016 р.: тези доп. – Суми: Сумський державний університет, 2016. – С. 138–139; **внесок автора:** запропоновано принципи ситуаційного керування технологічним процесом збагачення руди.
 9. Сенько А. О. Кластеризація статистичних даних роботи секції збагачення / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2017. – № 4(81). – С. 103–109; **внесок автора:** досліджено результати кластеризації параметрів роботи секції збагачення; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.

10. Сенько А.О. Нейромережеві моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2018. – № 2(115). – С. 128–134; **внесок автора:** досліджено застосування нейромережевої моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.
11. Мисько Б.С., Сенько А.О., Коваленко К.А. Принципи побудови системи керування рудопідготовкою в умовах збагачувального комбінату. Матеріали V міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Автоматизація і комп'ютерно-інтегровані технології» (АКІТ-2018), м.Київ, 11-12 квітня 2018р.НТУУ «КПІ» ім.І.Сікорського, 2018. – С.9-10; **внесок автора:** запропоновано принципи побудови системи керування рудопідготовкою
12. Мисько Б.С. Автоматизована система прогнозування якісних показників рудопідготовки / Мисько Б.С., Сенько А.О., Коваленко К.А. // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-практична конференція, 27-29 березня 2018 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2018. – С. 148; **внесок автора:** запропоновано автоматизовану систему прогнозування якісних показників рудопідготовки
13. Сенько А.О. Факторний аналіз часових рядів для визначення рівня персистентності показників процесу збагачення залізної руди / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2019. – № 2(121). – С. 128–134; **внесок автора:** досліджено рівень персистентності показників процесу збагачення руди; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.
14. Сенько А. О. Методи хаотичної динаміки в задачах дослідження технологічних характеристик секції збагачення / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2019 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2019. – С. 63–64; **внесок автора:** досліджено технологічні характеристики руди методами хаотичної динаміки.

ABSTRACT

Senko A.O. Information technology for decision support for the grinding process based on indirect determination of ore strength – Qualified scientific work on the rights of manuscripts.

The thesis for a Degree of Candidate of Science PhD in specialty 05.13.06 – Information Technology. – Kryvyi Rih National University, 2020.

The dissertation is devoted to solving the actual scientific and practical problem of creating an information system of decision support for the technological process of grinding by developing a complex of models of gathering and processing of information to support decision making in the conditions of incomplete information in real time.

The introduction to the dissertation contains the substantiation of the relevance of the research topic, formulation of the purpose and objectives of the dissertation, the definition of the object and subject of research, the methodological basis of the research, the description of the main scientific results, their novelty and practical value, the connection of work with scientific programs and topics, as well as information about publications, personal contribution of the author of the work, information about approbation and implementation of research results, structure of work.

The first section investigates the technological complexes of wet magnetic enrichment of iron ores as objects of automated control, forecasting and decision making. Determination of static and dynamic characteristics of these complexes, as well as statistical characteristics of disturbances.

In the course of the study it was found that the parameter that would significantly improve the results of forecasting the performance of the enrichment section is the strength of the ore. However, the rate of change of raw materials does not allow the methods of direct determination of this indicator to be applied. The need to develop an indirect method for determining this indicator is revealed in the paper.

To achieve this goal, you must complete the following tasks:

- to conduct research and classification of technological types (grades) of ores;

- to establish dependencies between the ore properties for the purpose of further prediction;
- to carry out the analysis of technological processes and optimization of modes of operation of the main mills and other equipment of the enrichment section;
- to evaluate the adequacy of the regularities obtained;
- to develop a decision-making method based on indirect determination of ore parameters;
- to create information technology on the basis of the developed method;
- to develop software for decision making for the grinding process based on indirect determination of ore strength.

The second section of the dissertation deals with the classification of technological types of ores, the establishment of dependence between the properties of ores, the analysis of technological processes and the optimization of modes of operation of the section of enrichment.

As a parameter for indirect determination of strength, it is suggested to use load indicators for grinding equipment. Further studies are aimed at the statistical processing of the technological data of the enterprise in order to identify relationships between the strength of the ore and other parameters and to develop a method for indirect determination of this indicator.

The above confirms the conclusions about the feasibility of selecting and developing promising methods of computer decision support for technological objects that are automated by the processes that accompany the functioning of such objects.

At present, there is no possibility to directly obtain the characteristics of the ore supplied to the input of the enrichment section, and laboratory analysis provides a discrete flow of information, which eliminates the possibility of prompt reaction to changes in raw materials. The presence of large amounts of data resulting from the operation of SCADA systems provides the creation and practical application of models based on Data Mining methods in combination with neural network methods. Prediction based on previous "experience" provides information about raw materials in the intervals between laboratory tests.

The third section of the dissertation deals with the development of decision-making methods, predictive models for making calculations within intellectual SCPR. Formation of own knowledge base through training and research of intellectual models.

Specificity of tasks of formation of models of enrichment processes implies realization of large volume of calculations. In this regard, it is relevant to determine the most rational options for organizing the computing process. To solve this problem, the concept and architecture of the information system is proposed, which should provide an integrated representation and systematization of classes of solvable tasks and heterogeneous performers (software used).

In the course of the study, statistical data obtained during the first stage of grinding of iron ore were processed. Indicators of the particle size distribution of raw materials were used as input parameters. The purpose of the experiment was to identify the relationship between the percentage of different size classes and the performance of the mill.

The results for the following neural network topologies were experimentally processed: multilayer perceptron, generalized regression neural network, probabilistic neural network.

A probabilistic neural network model was selected for simulation, which obtained the maximum correlation coefficient and the experimental variations performed. This topology allows to solve the problem of classification and grouping under uncertainty.

The fourth section elaborates the structure of the SCCR and its practical implementation. The choice of means of operational control of qualitative and quantitative indicators of technological process is substantiated.

In the process of systematic investigation of a ball mill, his model was obtained. The analysis of the factors influencing the operation of the mill shows that they can be represented as parameters of the optimized process. In this case, the input, output, perturbation and control parameters are usually distinguished by content. Input parameters can be considered in the process of changing the

operating mode, and disturbing - deviate the mode value from the assigned value, their influence is mostly compensated by appropriate control actions.

All possible combinations of the size and fragmentation of the source ore create a sufficiently wide list of its varieties, characterized by a family of extreme dependencies. As the circulating load increases with increasing productivity, increasing the feed rate at the mill inlet in stages with the lowest solid content in the pulp, it is possible to find and maintain the extreme value of the specific productivity of the technological unit in the finished product for any ore. However, the feed flow of the source ore and the circulating load of the ball mill do not characterize

By keeping the ball ore at the highest possible level by varying the feed capacity, it is possible to increase the solids content to maximize power consumption. This will correspond to the highest performance of the mill on the finished product.

The combination of clustering methods has been found to reduce hardware load, since the scaled standby maximization method uses a local buffer, iterations with viewing all data run faster, and this algorithm uses the processor cache much better than the unscaled standby maximization method.

The proposed structure of the database, implemented by means of IndustrialSQL Server, allows you to have up-to-date and archival information on the state of production and characteristics of products.

A prediction algorithm based on a combination of clustering methods and the use of a predictive neural network is presented, which enables the expert to promptly make recommendations for making decisions regarding the behavior of the object.

Keywords: information technology, enrichment, reverse prediction, clustering, neural network.

BASIC SCIENTIFIC RESULTS OF DISSERTATION.

1. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів

- обчислювального інтелекту. Кривий Ріг, 2018. 298с; **внесок автора:** досліджено алгоритми навчання нейронних мереж.
2. Senko A., Kupin A., Mysko B. (2019). Development of classification model based on neural networks for the process of iron ore beneficiation. *Technology Audit and Production Reserves*, 3/2(47), P. 42–47; **внесок автора:** розроблено класифікуючу модель на основі нейронної мережі; **база(и):** Index Copernicus Journals Master List, Scientific Periodicals of Ukraine.
 3. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Оптимізації на основі генетичних підходів для процесу збагачення залізної руди. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 30(69), №4 Ч.1. 2019 р. С. 93-99; внесок автора:* досліджено застосування генетичних підходів з метою оптимізації процесу збагачення залізної руди; **база(и):** Index Copernicus International.
 4. Купін А.І., Музика І.О., Сенько А.О., Коваленко К.А., Мисько Б.С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 29(68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168-173; внесок автора:* запропоновано структуру прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою; **база(и):** Index Copernicus International.
 5. Сенько А. О. Моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2015 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2015. – С. 63–64; **внесок автора:** запропоновано моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення.
 6. Kupin A., Senko A. Principles of intellectual control and classification optimization in conditions of technological processes of beneficiation complexes.- *CEUR-WS.- 2015. -Vol. 1356.- Pp. 153-160; внесок автора:* сформульовано принципи класифікації для технологічного процесу подрібнення руди; **база(и):** SCOPUS.

7. Сенько А. О. До питання побудови прогнозуючої параметричної моделі для технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Сталий розвиток промисловості та суспільства: Міжнародна науково-технічна конференція, 20-22 травня 2015 р.: тези доп. – Кривий Ріг: ДВНЗ «КНУ», 2015. – С. 276–277; **внесок автора:** уточнено параметри побудови моделі технологічного процесу подрібнення руди.
8. Купін А.І., Система ситуаційного керування технологічними процесами збагачення на основі непрямого визначення властивостей первинної сировини / Купін А.І., Мисько Б.С., Сенько А.О. // Автоматика 2016. XXIII міжнародна конференція з автоматичного управління, 22-23 вересня 2016 р.: тези доп. – Суми: Сумський державний університет, 2016. – С. 138–139; **внесок автора:** запропоновано принципи ситуаційного керування технологічним процесом збагачення руди.
9. Сенько А. О. Кластеризація статистичних даних роботи секції збагачення / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2017. – № 4(81). – С. 103–109; **внесок автора:** досліджено результати кластеризації параметрів роботи секції збагачення; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.
10. Сенько А.О. Нейромережеві моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2018. – № 2(115). – С. 128–134; **внесок автора:** досліджено застосування нейромережевої моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.
11. Мисько Б.С., Сенько А.О., Коваленко К.А. Принципи побудови системи керування рудопідготовкою в умовах збагачувального комбінату. Матеріали V міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Автоматизація і комп'ютерно-інтегровані технології» (АКІТ-2018), м.Київ, 11-12 квітня 2018р.НТУУ «КПІ» ім.І.Сікорського, 2018. – С.9-10; **внесок автора:** запропоновано принципи побудови системи керування рудопідготовкою

12. Мисько Б.С. Автоматизована система прогнозування якісних показників рудопідготовки / Мисько Б.С., Сенько А.О., Коваленко К.А. // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-практична конференція, 27-29 березня 2018 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2018. – С. 148; **внесок автора:** запропоновано автоматизовану систему прогнозування якісних показників рудопідготовки
13. Сенько А.О. Факторний аналіз часових рядів для визначення рівня персистентності показників процесу збагачення залізної руди / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2019. – № 2(121). – С. 128–134; **внесок автора:** досліджено рівень персистентності показників процесу збагачення руди; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.
14. Сенько А. О. Методи хаотичної динаміки в задачах дослідження технологічних характеристик секції збагачення / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2019 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2019. – С. 63–64; **внесок автора:** досліджено технологічні характеристики руди методами хаотичної динаміки.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	19
Вступ	20
Розділ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ КОМПЛЕКСІВ МОКРОГО МАГНІТНОГО ЗБАГАЧЕННЯ ЗАЛІЗНИХ РУД	26
1.1 Енерговитрати на гірничозбагачувальному комбінаті.....	26
1.2 Аналіз технологічних схем подрібнення залізних руд магнітозбагачувальних фабрик.....	30
1.3 Режими роботи кульового млина	37
1.4. Аналіз моделей та методів визначення параметрів технологічного процесу	41
1.5. Постановка завдань досліджень	41
1.6 Висновки до розділу 1	46
Розділ 2 Дослідження залежності між властивостями руди та показниками збагачуваності	48
2.1. Технологічні типи та сорти руд як інформаційні ознаки.....	48
2.2 Вплив фізичних властивостей руди на ефективність подрібнення	52
2.3 Залежності між властивостями руд	59
2.4 Аналіз технологічних процесів і режимів роботи головних млинів з метою автоматизації прийняття рішень.....	59
2.5 Висновки до розділу 2	79
Розділ 3 НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ПОДРІБНЕННЯ РУДИ	81
3.1 Вибір архітектури нейромережі.....	82
3.2 Оцінка адекватності моделі.....	88
3.3 Алгоритм кластеризації Microsoft Clustering algorithm.....	97

	18
3.4. Реалізація способу інтелектуального прийняття рішень із застосуванням оптимізації на основі генетичних підходів.....	103
3.5 Висновки до розділу 3	117
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ФУНКЦІОНУВАННЯ СКПР	119
4.1 Модель кульового млина як об'єкта для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень за параметром продуктивності по готовому продукту	119
4.2 Застосування комбінованого алгоритму кластеризації для визначення навчальних вибірок за окремими різновидами руди	127
4.3 Структура та платформа бази даних	132
4.4 Алгоритм прогнозування та його реалізація	134
4.5. Економічне обґрунтування застосування СКПР.....	138
4.6 Висновки до розділу 4	141
ВИСНОВКИ	143
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	145
ДОДАТОК А.....	152
ДОДАТОК Б.....	153
ДОДАТОК В.....	155
ДОДАТОК Г.....	156

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- АСК – автоматизована система керування;
- АСКТП – автоматизована система керування технологічним процесом;
- БД – база даних;
- БЗ – база знань;
- ВР – вибухова речовина;
- ГЗК – гірничо-збагачувальний комбінат;
- ГІС – геоінформаційна система;
- ДЗФ – дробильно-збагачувальна фабрика;
- ЕС – експертна система;
- ІнГЗК – Інгuleцький гірничо-збагачувальний комбінат;
- ІС – інформаційна система;
- ІТ – інформаційні технології;
- ЛПР – людина, що приймає рішення;
- НКГЗК – Новокриворізький гірничо-збагачувальний комбінат;
- ОС – операційна система;
- ПЗ – програмне забезпечення;
- СКПР – система комп’ютерної підтримки рішень;
- СУБД – система управління базами даних;
- ТП – технологічний процес;
- API – Application Programming Interface (інтерфейс програмування додатків);
- LAN – Local Area Network (локальна обчислювальна мережа);
- SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition (диспетчерське керування та збір даних);
- SDAC – SQL Server Data Access Components (компоненти для доступу до СУБД SQL Server);
- SQL – Structured Query Language (структурована мова запитів);
- WAN – Wide Area Network (глобальна обчислювальна мережа).

ВСТУП

Одним зі стрижнів економіки в Україні є чорна металургія, виробничі потужності якої нині майже на 40% недозавантажені, в основному внаслідок відсутності залізорудної сировини. Частка магнетитових концентратів у залізорудній сировині в даний час складає більше половини, забезпечуючи нижчу собівартість металу порівняно з виплавною його з багатих руд. Серед технологічних процесів багатьох галузей гірничої промисловості особливе місце відводиться процесам подрібнення сипучих матеріалів. Частка електроенергії, що витрачається на подрібнення, складає 50-60% і є визначальною в загальному споживанні електроенергії секцією збагачення руди. Технологічні процеси збагачення руд чорних металів (магнетитових кварцитів) є достатньо складними об'єктами для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Це обумовлено їх багатовимірністю та багатостадійністю, властивостями нелінійності та нестационарності, значним запізненням інформаційних показників у часі, наявністю нечіткої та неповної інформації. Оскільки кульові млини – найбільш енергоємні агрегати, оптимізація режиму їх роботи є важливим засобом економії та підвищення ефективності використання електроенергії.

Актуальність теми.

Подрібнення руди за допомогою комплексу кульових млинів на гірничо-збагачувальному комбінаті (ГЗК) є одним з початкових етапів виробництва чорних металів. Процес характеризується високою ресурсоемністю та істотно впливає на якість подальшої переробки. У процесі експлуатації намагаються дотримуватися режими максимальної продуктивності, але при цьому не допускати перевантаження млинів й аварійної зупинки. Одна година простою млина означає недоотримання 290-310 т готового класу для наступних стадій збагачення і тягне додаткові витрати на повторний запуск.

Дослідження [1] показують, що застосування новітніх інформаційних технологій (ІТ) для автоматизації прийняття рішень на стадіях ремонту й оперативного управління дозволяє підвищити коефіцієнт використання

обладнання з 0,759 до 0,949, а сумарний економічний ефект від впровадження таких технологій становить близько 28 млн. грн.

Існуючі способи підтримки прийняття рішень при регулюванні, а тим більше ручне управління подрібнюючим комплексом (млин-класифікатор, млин-гідроциклон), не забезпечують уведення стабільного і оптимального за параметрами процесу. Ситуація характерна неможливістю проводити прямі вимірювання завантаження млина, складністю отримання актуальної інформації про твердість, збагачуваність руди, процентний вміст заліза в ній, щільність і гранулометричний склад вихідного продукту зі зливу класифікатора.

У зв'язку з погіршенням якості руди задля досягнення необхідних показників виникає потреба побудови сучасних систем комп'ютерної підтримки прийняття рішень для технологічних процесів збагачення руд. Цьому сприяють теоретичні роботи вітчизняних учених [1,2], у яких розроблені методи математичного опису процесів збагачення та автоматизованого управління на основі сучасних ІТ. У наукових працях більшості вітчизняних учених показано, що найбільш важливу роль у технологічній лінії збагачення руд відіграють процеси подрібнення і класифікації. Результати ґрунтовних досліджень у галузі автоматизації прийняття рішень та оптимізації процесів збагачення залізних руд, що опубліковані в роботах вітчизняних вчених за останні десять років [3,4], свідчать про актуальність питань розробки засобів автоматизованого контролю, систем комп'ютерної підтримки прийняття рішень технологічних процесів збагачення руд з випадковими в часі текстурними характеристиками. В опублікованих дослідженнях наведені й охарактеризовані залежності між окремими параметрами технологічного процесу, але відсутні комплексні рекомендації з побудови ефективних систем. Тому зараз доцільне застосування інтелектуальних технологій, моделей і методів для прогнозування й автоматизованого прийняття рішень для поліпшення оперативного управління головним комплексом збагачувальної фабрики. Отже, доволі актуальним завданням є дослідження закономірностей та моделей ТП, методів прийняття рішень, розробка СКІР типу «Порадник технолога» [18].

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Роботу виконано в рамках Концепції Загальнодержавної цільової економічної програми розвитку промисловості на період до 2020 року (розпорядження Кабінету Міністрів України № 603-р від 17.07.13 р.). Дослідження проводились у рамках НДР Криворізького національного університету "Наукові основи створення сучасних інформаційних та телекомунікаційних технологій для автоматизованого інтелектуального керування технологічними процесами в умовах гірничого виробництва" (№0116U001776), "Промислові випробування інтелектуальної технології автоматизованого нейрокерування процесом збагачення магнетитових кварцитів в умовах невизначеності" (0109U005385). "Розробка проекту програмного забезпечення інформаційної системи підприємства" (0111U005589).

Мета дослідження – підвищення ефективності ТП шляхом дослідження залежностей між фізико-механічними властивостями первинної сировини (зокрема, міцності залізної руди) та показниками подрібнення для можливості непрямого визначення оптимальних режимів роботи секції збагачення на основі застосування інформаційної інтелектуальної технології прийняття рішень.

Задачі дослідження:

1. Дослідження технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Визначення статичних та динамічних характеристик цих комплексів, а також статистичних характеристик збурень на процес подрібнення руди.

2. Дослідження залежності між властивостями руди та показниками збагачуваності, визначення впливу якості. Встановлення критерію прийняття рішень.

3. Розробка методів прийняття рішень, прогнозуючих моделей для здійснення розрахунків у межах інтелектуальної СКПР. Формування власної бази знань шляхом навчання та дослідження інтелектуальних моделей.

4. Розробка структури СКПР та її практична реалізація. Обґрунтування та вибір засобів оперативного контролю якісних та кількісних показників ТП.

Об'єкт дослідження – інформаційні процеси технології збагачення залізородної сировини в умовах гірничо-збагачувального комбінату.

Предмет дослідження – математичні моделі, критерії, методи прийняття рішень, залежності між фізико-механічними властивостями первинної сировини та показниками подрібнення.

Методи дослідження:

- наукове узагальнення і систематизація – для визначення сучасного стану питання підтримки прийняття рішень для процесів подрібнення руди кульовим млином, постановки цілей і завдань дослідження;

- методи математичної статистики, кореляційного і регресійного аналізу – для експериментального визначення статичних характеристик;

- методи кластерного аналізу та Big Data, нейромережевої класифікації, генетичні алгоритми – для формування навчальної вибірки, розрахунку та настроювання параметрів ТП, оптимізації режимів роботи технологічних комплексів магнітного збагачення залізних руд за рахунок автоматизації прийняття рішень.

Наукова новизна отриманих результатів:

- вперше запропоновано метод непрямого визначення вхідного параметру роботи секції збагачення, оснований на прогнозуванні із застосуванням накопичених статистичних даних, що надає переваги в часі отримання інформації в порівнянні із лабораторним аналізом та збільшує оперативність керування;

- дістав подальшого розвитку метод формування навчальної вибірки прогнозуючої нейромережі із розбиттям накопичених статистичних даних на кластери, що зменшує ймовірність перенавчання та збільшує точність подальшого прогнозування за рахунок обмеження діапазонів значень вхідних параметрів;

- вдосконалена прогноуюча модель на основі комбінації методу кластерного аналізу та нейромережевої технології, де на відміну від існуючих у якості вхідних параметрів виступає поточний стан, що дозволяє здійснювати непряме визначення властивостей мінеральної сировини в режимі реального часу.

Обґрунтованість та достовірність наукових положень, висновків і рекомендацій підтверджується використанням апробованих у науці методів підтвердження гіпотез і теорій із застосуванням класичного математичного апарата й результатами практичної реалізації (максимальна похибка до 15%).

Практичне значення одержаних результатів.

Програмне забезпечення, алгоритми і методики використано підприємствами Кривого Рогу: ТОВ «Криворізький інститут автоматики», ТОВ «Криворізька промислова інвестиційна компанія» при реалізації ІТ-проектів на ГЗК України.

Результати роботи впроваджено в навчальний процес на кафедрі комп'ютерних систем та мереж ДВНЗ «Криворізький національний університет» (додаток А) у рамках дисциплін: «Комп'ютерні мережі», «Глобальні комп'ютерні мережі», а також дипломному проектуванні за напрямом підготовки 123 – Комп'ютерна інженерія.

Особистий внесок здобувача.

Основні наукові результати, які виносяться на захист, одержані автором особисто. У друкованих працях, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать такі результати: [3,4] – обґрунтування та пропозиція використання непрямого визначення міцності руди; [5,6,7] – визначення набору параметрів для прогнозування продуктивності роботи секції збагачення; [11, 12] – аналіз математичних моделей, що описують фізичні процеси і явища, котрі призводять до поділу мінеральних компонентів у апаратах для розділу [8,9] – запропоновано модель оперативного прогнозування, основу на методах Data Mining у поєднанні з методами нейронних мереж та нечіткої логіки; [10,13,14,15] – розроблено інформаційну технологію прогнозування параметрів секції збагачення.

Апробація результатів дисертації.

Основні положення й результати дисертаційної роботи доповідалися на міжнародних та всеукраїнських науково-технічних конференціях: VII всеукраїнській науково-технічній конференції «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2014), VIII всеукраїнській науково-технічній конференції «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2015), Міжнародній науково-технічній конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» (м. Дніпро, 2015-2019), Міжнародній науково-технічній конференції «Сталий розвиток промисловості та суспільства» (м. Кривий Ріг, 2015), 11th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications: Integration, Harmonization and Knowledge Transfer (ICTERI-2015) (м. Львів, 2015), IX Всеукраїнська науково-технічна конференція «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2016), X Всеукраїнська науково-технічна конференція «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2017).

Публікації. Основні положення та результати досліджень роботи опубліковано в друкованих виданнях, зокрема 1 колективна монографія, 1 стаття, що входить до наукометричної бази SCOPUS, 6 статей – у фахових наукових виданнях, що входять до переліку рекомендованих МОН України, 6 тез доповідей – у матеріалах наукових конференцій.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел зі 154 найменувань і додатків. Загальний обсяг дисертації складає 162 сторінки (з них 141 – основного тексту). У роботі 32 рисунки, 21 таблиця.

РОЗДІЛ 1

ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ КОМПЛЕКСІВ МОКРОГО МАГНІТНОГО ЗБАГАЧЕННЯ ЗАЛІЗНИХ РУД

Постановка задачі розділу 1. Дослідження технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Визначення статичних та динамічних характеристик цих комплексів, а також впливу статистичних характеристик збурень на процес подрібнення руди.

1.1 Енерговитрати на гірничозбагачувальному комбінаті

Залізна руда є найважливішою стратегічною сировиною для чорної металургії – однієї з ключових галузей промислового потенціалу, що визначають економічну незалежність і безпеку держави. Перспективи довгострокового сталого розвитку гірничо-металургійної галузі України визначаються конкурентоспроможністю підприємств на світовому і внутрішньому ринках, що виводить на перший план проблему пошуку нових можливостей для зниження собівартості на всіх стадіях виробництва залізорудної сировини. На сьогоднішній день більшість українських гірничозбагачувальних комбінатів (ГЗК) мають більш високі питомі показники за видатками матеріальних ресурсів, палива, енергії, трудових витрат, ніж закордонні підприємства. Якщо до недавнього часу конкурентоспроможність української залізорудної сировини забезпечувалася за рахунок відносно недорогої електроенергії та інших енергоносіїв, то в даний час ці резерви вичерпали себе.

Одним з найважливіших напрямків підвищення конкурентоспроможності залізорудного виробництва України є енергозбереження. У виробничих витратах витрати на паливо і енергію складають до 30%. Середня питома витрата електроенергії на залізорудних гірничих підприємствах України більш ніж в два рази вище, ніж на закордонних підприємствах, які переробляють близькі за міцністю, характером вкрапленості і кінцевою крупністю руди.

Україна посідає 3 місце в світі за розвіданими запасами залізних руд [7], які становлять близько 26 млрд. т. Вони зосереджені в 5 залізорудних районах (52 родовищах). На сьогоднішній день в експлуатації знаходиться менше половини від загальної кількості родовищ, що говорить про перспективність розробки енергоефективних підходів до автоматизованого контролю та прийняття процесів рішень у даній галузі на основі застосування сучасних ІТ.

У сучасних умовах, особливого значення набуває завдання підвищення якості кінцевої продукції – концентрату – і зниження її собівартості, оскільки середня якість продукції вітчизняних ГЗК [2], що становить 64-66%, нижче ніж у потенційних конкурентів (Росія, Швеція, Бразилія) – 70%. При цьому собівартість і частка шкідливих домішок у концентратах вітчизняного виробництва, зазвичай, більше.

Основні запаси залізних руд зосереджені в Криворізькому басейні (рис. 1.1), його частка становить близько 65%, тобто майже 17 млрд. т. [3]. При цьому на гірничодобувних і переробних підприємствах Криворізького басейну щорічно утворюється близько 60 млн. т відходів збагачення [1], 70% заліза в цих відходах знаходиться в розкритому стані [4, 5]. У матеріалі розміром до 0,16 мм більше 90% магнетиту і практично весь гематит розкриті, що говорить про недостатню ефективність збагачення руди. При цьому, технологічні процеси збагачення є найбільш енергоємними на ГЗК, їхня частка становить 44%, з яких 60-70% припадає на подрібнення.

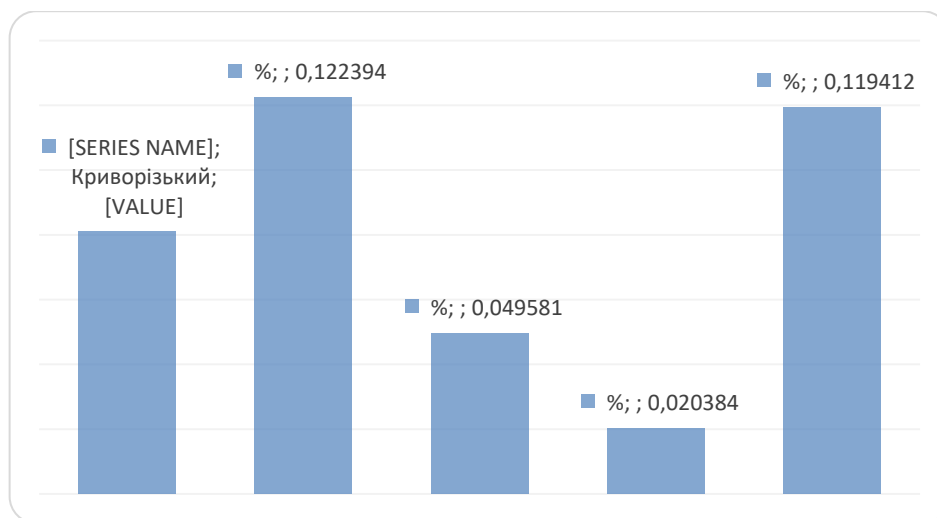


Рисунок 1.1 – Структура вітчизняних промислових запасів руд у залізорудних районах

Відповідно до енергетичного балансу ГЗК найбільш енергоємними технологічними процесами є збагачення й окискування [6]. На рудозбагачувальне відділення доводиться 19,07% споживаних енергоресурсів комбінату і 44,08% загальних витрат електроенергії (рис. 1.2), з яких на подрібнення руди доводиться до 30%.

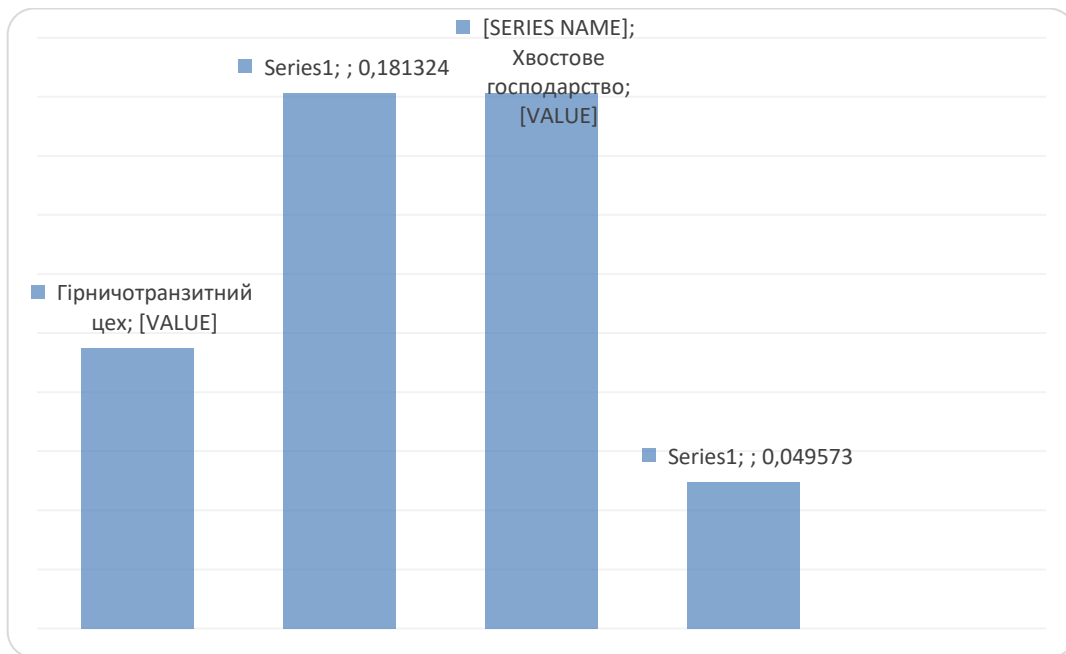


Рисунок 1.2 – Структура витрат електроенергії на гірничо-збагачувальному комбінаті

При енергоємності виробництва на ГЗК [16] 75-105 кВт·год/т витрата електроенергії на подрібнення становить 50-60 кВт·год/т. При щорічному виробництві на вітчизняних рудозбагачувальних фабриках близько 60 млн. т концентрату витрати електроенергії складають близько 6 млрд. кВт·год, зокрема на збагачення руди – майже 3 млрд кВт·год. Аналіз електроенергетичного балансу технологічного процесу збагачення руди, наприклад в умовах РЗФ-1 ВАТ «Північний ГЗК», показав, що найбільш енергоємним є процес подрібнення, частка якого становить 63,8% [7].

На ПАТ «Інгулецький ГЗК» частка електроенергії в собівартості 1 т концентрату складає 18,3% [18], що в умовах постійного зростання тарифів, особливо на енергоносії, збільшує важливість завдання зменшення частки даної статті витрат у загальній собівартості. Зокрема, витрата електроенергії на технологічні процеси коливається в таких межах: дроблення – від 0,5 до 1,5

кВт·год/т; збагачення – від 75 до 115 для РЗФ-1, використовує кульове подрібнення, і від 95 до 130 кВт·год/т для РЗФ-2 (самоподрібнювання) [18].

При цьому відхилення якості концентрату від планових показників знаходиться в діапазоні -3 ... + 2%. Серед причин таких коливань у роботі [18] першими визначені такі: зміна мінерального складу перероблюваної руди, зміна режимів роботи технологічного обладнання дробильного відділення. Особливе значення завданню стабілізації якісних параметрів руди, що надходить на збагачення, надають складні гірничо-геологічні умови вітчизняних гірничо-збагачувальних комбінатів, що характеризуються різноманітністю мінеральних різновидів руд і значним розмахом змісту корисного компонента в них. У руді, що надходить на збагачення, середня кількість мінеральних різновидів становить 5-8 [19], а розмах змісту загального і магнітного заліза, наприклад, в умовах ПАТ «Південний ГЗК», досягає відповідно 6% і 10%. Водночас, сучасна система ведення гірських робіт не дозволяє досить тривалий час добувати однотипні руди, що призводить до нестабільності мінерального складу сировини, що надходить на збагачення. Протягом робочої зміни розмах змісту корисного компонента у вихідній руді сягає в середньому 7-9 абс. % [19].

Означені фактори безумовно знижують конкурентноздатність вітчизняних підприємств на міжнародному ринку. Вирішення цієї проблеми більшість вітчизняних підприємств бачить у технологічних інноваціях. Наприклад, заміна, модернізація технологічних схем, впровадження флотаційних методів збагачення тощо. Але слід зазначити, що такі заходи потребують вагомих інвестицій та утворюють значну небезпеку екологічного стану регіону. Тому, на думку багатьох фахівців, на даному етапі, в умовах нестачі оборотних коштів, цього можна досягнути за рахунок комплексної автоматизації на основі застосування сучасних ІТ, інтелектуальних систем та підходів [1, 18, 19, 111-122].

Проведений аналіз показав [105], що питання застосування сучасних ІТ, штучного інтелекту (нейрокібернетика, нечітка логіка, еволюційні методи тощо), СКПР у гірничій галузі з метою підвищення ефективності

функціонування існуючих технологічних комплексів (у т.ч. збагачення) є достатньо актуальним та потребує подальших досліджень.

1.2 Аналіз технологічних схем подрібнення залізних руд магнітозбагачувальних фабрик

Магнітозбагачувальна фабрика зі збагачення залізних руд є рядом паралельно діючих технологічних ліній або секцій збагачення. Технологічну лінію магнітного збагачення руд можна умовно розділити на ряд послідовно з'єднаних технологічних комплексів, кожен з яких включає в себе технологічні операції: подрібнення, класифікацію та магнітну сепарацію. Подрібнення руди може здійснюватися в кульових і безкульових млинах.

У перших стадіях подрібнення працюють кульові млини з ґратами типу МКГ і млини мокрого самоподрібнення з ґратами. На другій стадії подрібнення можуть працювати кульові млини з центральним розвантаженням типу МКЦ, кульові млини з ґратами типу МКГ, а також рудногалечні млини типу МРГ.

На рисунку 1.3 представлена конструктивна функціональна структура млина. У кульовий барабанний млин у якості тіл, що мелють, завантажуються металеві кулі розміром 100, 120, 150 мм. Млин приводиться в обертання синхронним двигуном 10. Подрібнення руд відбувається ударом куль і стиранням. Роль тіл, що мелють в млинах самоздрібнювання, грають великі шматки руди. У кульові млини і млини мокрого подрібнення надходить вода, яка є транспортуючим агентом.

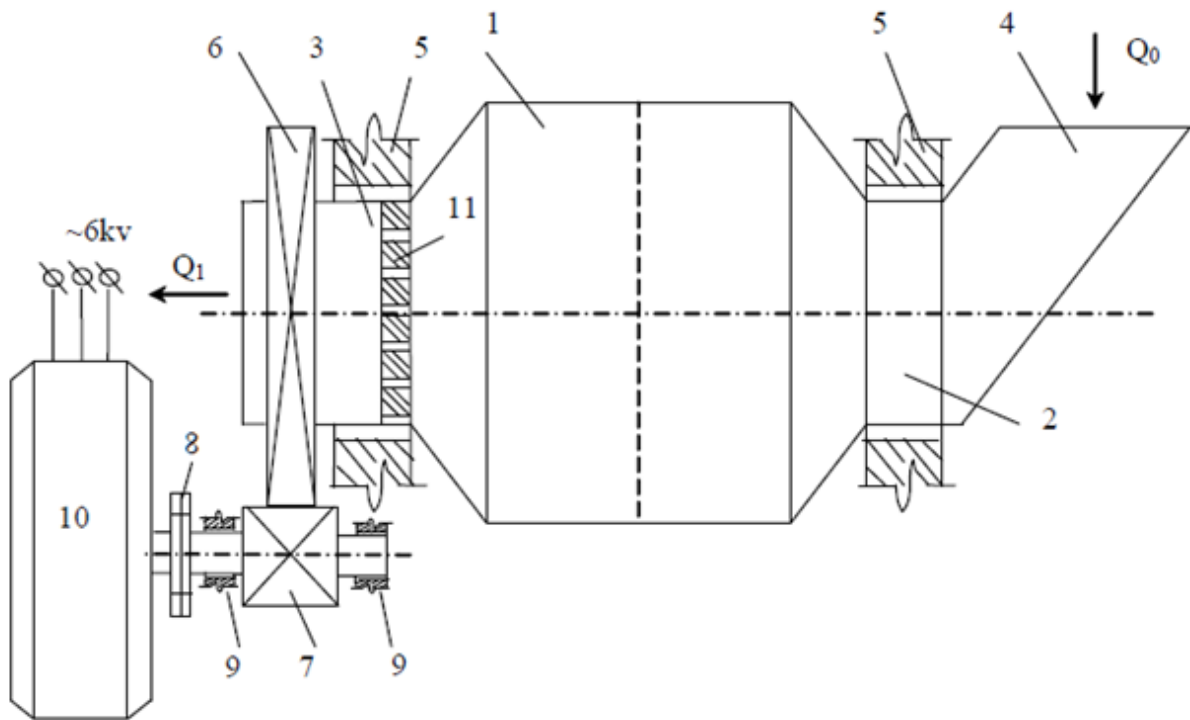


Рисунок 1.3 – Конструктивна функціональна структура млина:

1 – барабан, 2 – пола завантажувальна цапфа; 3 – пола розвантажувальна цапфа;
 4 – завантажувальний пристрій; 5 – підшипник ковзання; 6,7 – зубчата
 передача; 8 – муфта; 9 – підшипник валу редуктора; 10 – синхронний двигун
 приводу; 11 – решітка; Q_0 – продуктивність млина по вихідній руді; Q_1 –
 вихідна продуктивність млина по подрібненому продукту [53].

Залежно від стадії і типу застосовуваних млинів технологічні лінії збагачення мають різну структуру. На ГЗК Кривбасу більш поширені магнітозбагачувальні фабрики з кульовими млинами, наприклад, збагачувальні фабрики ПГЗК, ПівнГЗК, ІнГЗК, Полтавського ГЗК й ін. Млини мокрого самоздрібнювання отримали застосування на збагачувальних фабриках ІнГЗК і Північного ГЗК. На рисунку 1.4 представлена типова схема технологічного комплексу подрібнення і магнітної сепарації першої стадії з кульовим млином. Тут руда по головному конвеєру 1 автостелюю 2 подається в бункер 3, звідки за допомогою рудоживника 4 конвеєром 5 завантажується в млин 6, який обертається електродвигуном 7 і працює в замкнутому циклі зі спіральним класифікатором 8. Злив класифікатора через пульподільник 9 надходить на групу паралельно працюючих магнітних сепараторів 10, 11, 12, 13, барабани

яких обертаються електродвигунами 14, 15, 16, 17. Аналіз схеми рис. 1.4 з позицій завдань управління якістю показує, що збурюючими впливами на вхід технологічного комплексу є змінні властивості вихідної руди, що надходить з головного конвеєра 1 через бункер 3.

Крупність помелу руди в розвантаженні млина 6 визначається заповненням млина рудою. Збільшення заповнення або завантаження млина рудою призводить до збільшення крупності помолу руди і навпаки зменшення завантаження млина рудою призводить до зменшення крупності помолу руди. Для кожного типу вкраплення магнетиту існує оптимальна крупність помелу руди, при якій відбувається розкриття рудних зерен і забезпечується максимальна продуктивність магнітних сепараторів 10-13 по магнітному продукту.

За такої умови активна потужність, споживана магнітними сепараторами, досягає максимального значення. З свого боку активна потужність електродвигуна млина визначається також завантаженням млина рудою. Дослідження з позицій управління завантаженням млинів рудою статичних характеристик зв'язують сигнали активної потужності електродвигунів млина і сепаратора[17]. На рис. 1.5 представлена схема технологічного комплексу магнітного збагачення типового для других і третіх стадій магнітозбагачувальних фабрик. Живлення Q , яке надходить з першої стадії через технологічний зумпф 5, насосом 6 закачується в зумпф 7, який за допомогою насоса 8 живить гідроциклон 9. Піски гідроциклону 9 потрапляють на доподрібнення в млин 1, який обертається двигуном 2.

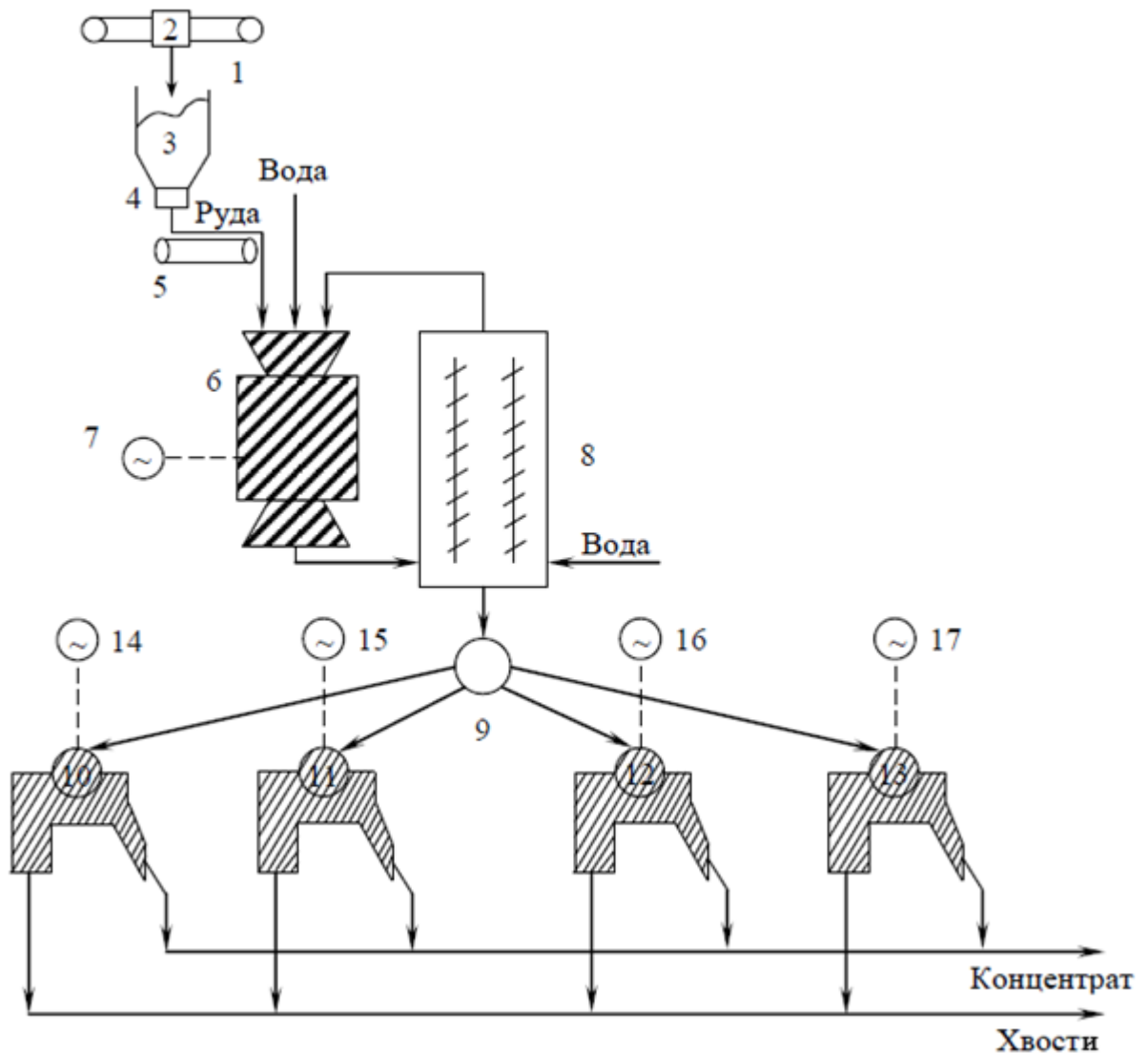


Рисунок 1.4 – Схема технологічного комплексу подрібнення та магнітної сепарації першої стадії з шаровим млином:

1 – головний конвеєр; 2 – автостела; 3 – бункер з рудою; 4 – рудоживник; 5 – конвеєр; 6 – кульовий млин з решіткою; 7 – електродвигун млина; 8 – спіральний класифікатор; 9 – дільник пульпи; 10, 11, 12, 13 – магнітні сепаратори [53].

Розвантаження млини надходить на групу магнітних сепараторів 3. Злив гідроциклону 9 через дешламатори 10 і зумпф 11 і насос 12 надходить на групу магнітних сепараторів 13, вихідним продуктом якого є концентрат. Аналіз схеми технологічного комплексу показує наявність двох магнітних сепараторів 3 і 13. Режим роботи сепаратора 3 реагує при інших рівних умовах в першу чергу на крупність помелу руди в млині 1. Режим роботи сепаратора 13 реагує на крупність зливу гідроциклону 9.

Крупність помелу руди в млині 1 визначається завантаженням її пісками або продуктивністю по пісках гідроциклону, які надходять в млин. Млин 1 безпосередньо пов'язаний з сепаратором 3 каналом з мінімальним запізненням. Тому з позицій завдань управління завантаженням млина рудою становить інтерес дослідження статичних характеристик цього комплексу і зв'язку розкриття руди подрібненням з вихідними сигналами магнітного сепаратора. На рисунку 1.6 представлена схема технологічного комплексу магнітного збагачення руд РЗФ-2 ІнГЗК з млинами мокрого самоподрібнювання.

Вихідна руда по головному конвеєру 1 і автостелі 2 подається в бункер 3 і далі через віброживильники 4 в млин першої стадії мокрого самоподрібнювання 5, що працює в замкненому циклі зі спіральним класификатором у першій стадії класифікації, злив якого надходить на групу магнітних сепараторів 16 першої стадії магнітної сепарації. Магнітний продукт сепараторів 16 через технологічний зумпф 15 і насос 14 надходить на

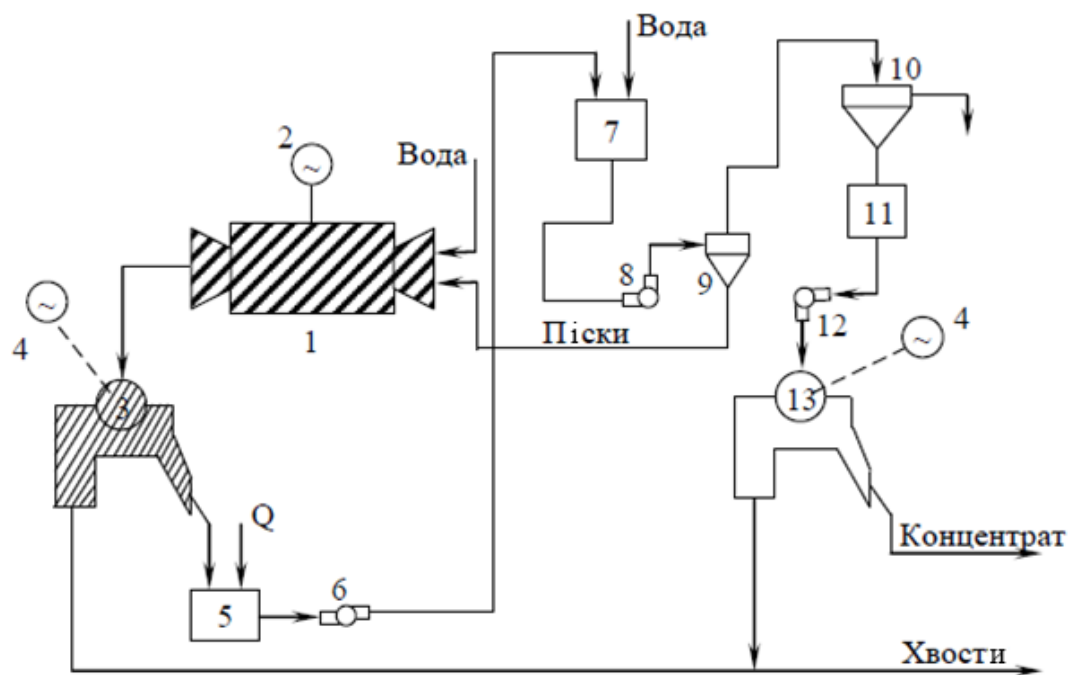


Рисунок 1.5 – Схема технологічного комплексу магнітного збагачення другої (третьої) стадії з кульовим млином:

1 – кульовий млин; 2 – електродвигун млина; 3, 13 – магнітні сепаратори; 4 – електродвигуни сепараторів; 5, 7, 11 – технологічні зумпфи; 6, 8, 12 – насоси; 9 – гідроциклон; 10 – дешламатор [53].

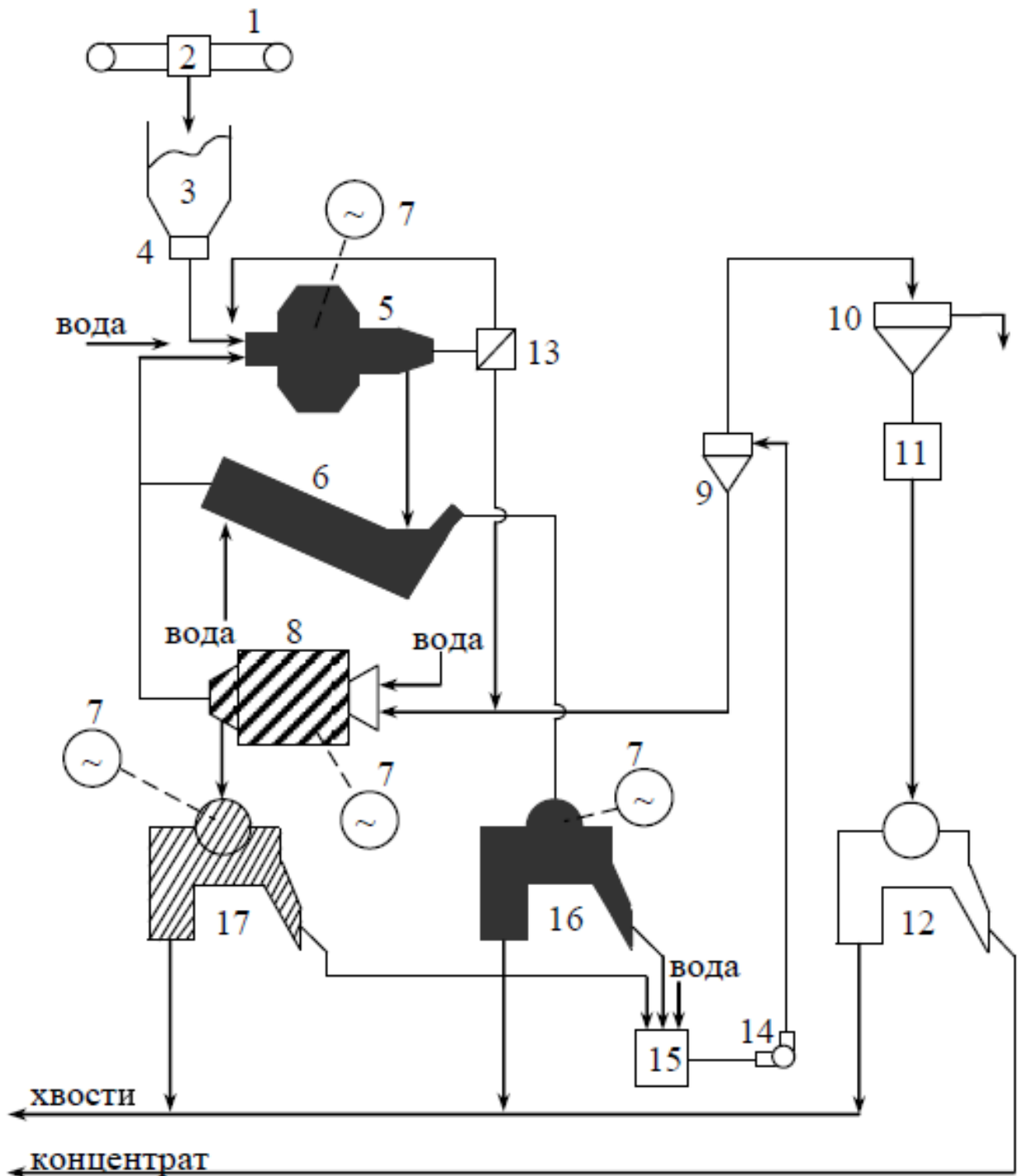


Рисунок. 1.6 – Схема технологічного комплексу магнітного збагачення руд з млинами мокрої самодрібнення:

1 – головний конвейер; 2 – автостела; 3 – бункер; 4 – віброживильник; 5 – млин самодрібнення; 6 – спіральний класифікатор; 7 – електродвигун; 8 – рудногалечний млин; 9 – гідроциклон; 10 – дешламатор; 11, 15 – технологічні зумпфи; 12, 16, 17 – магнітні сепаратори; 14 – насос [17].

гідроциклон 9. Злив гідроциклону 9 через дешламатори 10 і зумпф 11 надходить на групу магнітних сепараторів 12, вихідним продуктом яких є

концентрат. Рудна галька через регулюючий орган 13 надходить на вхід рудногалечної млини 8, злив якої надходить на групу магнітних сепараторів 17. Піски гідроциклонів 9 надходять в млин 8. Аналіз схеми технологічного комплексу дозволяє умовно розділити її на три технологічні блоки. Перший блок включає млин 5, спіральний класифікатор 6, що працюють на групу магнітних сепараторів 16.

Дослідження [139, 140] показують, що для оптимального управління технологічним процесом збагачення необхідно в режимі реального часу враховувати велику кількість різних параметрів (технологічних, економічних, технічних, організаційно-керуючих та ін.). Так, за оцінками, обсяги річних потоків керуючої інформації в умовах гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК) Кривбасу досить великі (можуть досягати порядку 200-300 млн. різних показників у рік). Крім того встановлено, що кожні 20 років обсяги оброблюваної інформації зростають щонайменше в 2-3 рази. Це породжує цілий ряд проблем при керуванні основними технологічними процесами й у структурі керування підприємством загалом.

Зокрема система управління повинна забезпечувати при зміні властивостей руди крупність помелу і крупність зливу, що обумовлює оптимальний режим роботи групи сепараторів 16. Другий технологічний блок включає млин 8, групу магнітних сепараторів 17. Система управління другим блоком повинна забезпечувати такі режими роботи млина 8, які забезпечують оптимальний режим роботи групи сепараторів 17. Третій блок включає зумпф 15, насос 14, гідроциклони 9, дешламатори 10, зумпф 11, групу сепараторів 12. Завданням системи управління третім блоком є стабілізація якості концентрату на виході групи магнітних сепараторів. Керуючим впливом за таких умов може бути витрата води в зумпф 15.

Дієвим впливом у системі управління другим технологічним блоком може бути перерозподіл рудної гальки регулюючим органом 13, а головним критерієм прийняття рішень – підтримання оптимального завантаження рудою рудногалечної млина 8. Перший технологічний блок може управлятися підтриманням оптимального завантаження млина рудою, зміною

продуктивності по вихідній руді. На підставі аналізу технологічних схем можна зробити висновок, що технологічно барабанні млини працюють на магнітні сепаратори. Заповнення барабанних млинів рудою визначає крупність помелу і режим роботи магнітних сепараторів. Як відомо з роботи [12], продуктивність сепаратора за магнітним продуктом визначає сигнал активної потужності електродвигуна магнітного сепаратора, а сигнал активної потужності електродвигуна млина визначається завантаженням млина рудою [11]. Цікавим є дослідження закономірностей формування статичних параметрів технологічного комплексу «барабанний млин – магнітний сепаратор», а саме: дослідження зв'язку між сигналами активної потужності електродвигунів сепаратора і барабанних млинів різних типів: кульових, рудногалечних, самоподрібнювання.

Результати цих досліджень дозволять вирішити завдання розробки методу автоматизованого контролю завантаження барабанних млинів залізною рудою за двома сигналами активної потужності електродвигунів млина і магнітного сепаратора для подальшого прийняття управлінських рішень технологами.

Роботи провідних світових вчених (зокрема, вітчизняних – Глушкова В.М., Івахненко О.Г., Растригіна Л.А. та ін.[85-90]) довели, що в таких умовах (великих обсягів даних, наявності неповної та нечіткої інформації тощо) найбільш перспективним шляхом вирішення зазначених проблем є застосування систем комп'ютерної підтримки прийняття рішень на основі інтелектуальних інформаційних технологій.

1.3 Режими роботи кульового млина

Подрібнення матеріалу відбувається при ударі падаючих помольних куль і стиранням його частинок між тілами. При заповненні млина кулями на 40 - 50% і нерівною футеровкою ковзання зовнішніх шарів куль практично відсутнє, а ковзання внутрішніх шарів одного за іншим спостерігається при різних режимах роботи млина. При одношаровому заповненні млини мелють тілами, вони обертаються навколо своєї осі, паралельній осі обертання барабана, і при гладкій футеровці не піддаються круговому руху навіть при

високих швидкостях. При багат шаровому заповненні барабана млина помольними тілами залежно від частоти обертання можливий один з таких режимів руху тіл, що мелють:

каскадний – швидкісний режим руху помольних куль з їх перекочуванням, але без польоту;

змішаний – швидкісний режим руху помольних куль з частковим їх перекочування і з частковим польотом;

водоспадний – швидкісний режим помольних куль з переважним їх польотом.

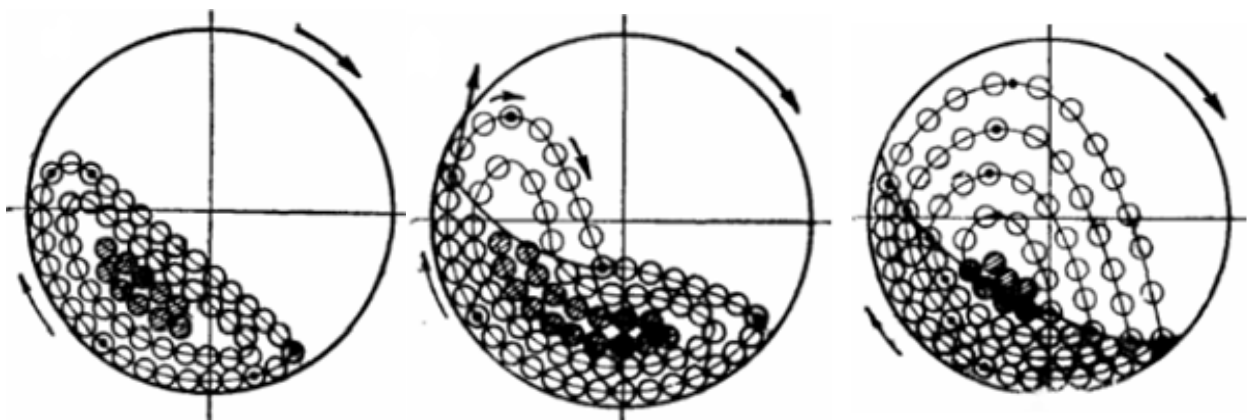


Рисунок 1.7 – Режимы работы кулових млинів[32]

Каскадний режим руху куль, що мелють, здійснюється при малій частоті обертання барабана. При запуску млина подрібнююче середовище повертається на деякий кут і помольні кулі приходять в рух за замкнутими траєкторіями. Криволінійна поверхня їх природного скосу близька до площини, нахиленої під деяким кутом до горизонту, причому цей кут дорівнює куту граничного повороту. При сталому режимі подрібнююче середовище залишається в цьому положенні, а мелючі тіла безперервно циркулюють, піднімаються коловими траєкторіями і скочуються «каскадом» до вихідної точки. У центральній частині подрібнюючого середовища є зона або «ядро», що залишається малорухомих. При каскадному режимі подрібнення відбувається в результаті розчавлюючої та стираючої дії тіл, що мелють. Цей режим використовується в роботі кулових млинів з центральним розвантаженням.

Змішаний режим руху куль, що мелють, відрізняється від каскадного тим, що в цьому випадку беруть участь кулі, розташовані між зовнішніми шарами і малорухливим «ядром», навколо якого і відбувається їх циркуляція.

Водоспадний режим руху тіл, що мелють в млині, здійснюється при частоті обертання барабана, що забезпечує перехід усіх або більшості шарів помольних куль з кругової на параболічну траєкторію. При такому режимі помольні кулі піднімаються коловими траєкторіями, в певних точках відхиляються від колової траєкторії і роблять вільний політ параболічними кривими. У точках падіння мельні кулі знову переходять на кругову траєкторію відповідного шару. Подрібнення в кульових млинах з водоспадним режимом відбувається переважно за рахунок удару падаючих куль і частково за рахунок стирання й розчавлювання. Цей режим широко використовується і є єдиним при роботі з матеріалами, що важко подрібнюються.

Вага куль, що мелють, повинна бути достатньою для того, щоб вони могли подрібнювати найбільші шматки матеріалу, що подрібнюється. Для ефективної роботи кульових млинів необхідно дотримуватися правильного співвідношення між величиною куль і розмірами завантаженого до млину матеріалу. Якщо в матеріалі, що подрібнюють, досить багато великих шматків, що не розмелюються, це призведе до поступового їх накопичення між кулями і, нарешті, припинить роботу млина. У цих випадках необхідно зменшити розмір матеріалу, що подрібнюється, або збільшити розміри куль, але в цьому разі зменшується робоча поверхня млина, що веде до зниження його продуктивності. Важливо також стежити за ступенем заповнення барабана кулями, тому що при занадто великому заповненні кулі, що піднімаються стикаються з падаючими.

Вплив конструкції млинів і форми футерування на їх продуктивність встановлено на підставі практичних даних. Млини, що працюють з низьким рівнем пульпи, мають продуктивність трохи більшу, ніж млини з високим рівнем пульпи. Зокрема, продуктивність кульових млинів з ґратами приблизно на 15% більше продуктивності млинів з центральним розвантаженням. Продуктивність млинів з гладкою футеровкою менша, ніж млинів з ребристою

футеровкою. Продуктивність млина залежить також від інших факторів: частоти обертання барабана, товщини помолу, вологості та крупності матеріалу, що подрібнюється, своєчасності видалення готового продукту.

Кульові млини відрізняються великою витратою енергії; при роботі млина вхолосту, тобто при заповненні лише кулями, витрат енергії приблизно дорівнює витраті енергії при роботі млина з повним завантаженням, тобто при подрібненні матеріалу. Тому робота млина з неповним навантаженням вельми не вигідна. Витрата енергії для кульових млинів є функцією багатьох факторів: фізичних властивостей матеріалу, що подрібнюється, у першу чергу його питомої ваги і твердості; ступеня заповнення барабана млина подрібнюючими кулями; числа обертів барабана й ін. Кульові млини мають невисокий ККД – не більше 15%. Енергія в основному витрачається на знос куль і корпусу млина, тертя; нагрів матеріалу тощо.

Розвиток сучасних інформаційних технологій та штучного інтелекту дозволяє вирішувати проблему пошуку необхідного вектора уставок як завдання класифікації та кластерного аналізу в режимі реального часу шляхом застосування спеціалізованих СКПР та/або ЕС [149-154].

Найпоширенішим на сьогодні є технології штучного інтелекту, що знайшли найбільше втілення в реальних розробках серед яких:

- експертні системи;
- нейрокібернетичні підходи (нейронні та нейронечіткі мережі);
- нечітка логіка;
- еволюційні та класифікаційні методи.

Серед робіт близьких за тематикою до інтелектуального керування ТП збагачення корисних копалин слід відзначити такі дослідження.

З напряму експертних систем відомі дослідження Хорольського В.П. [143, 146], Шупова Л.П. [141, 142] та Качана Ю.Г. [144, 145] для комплексів збагачення руд чорних металів.

У напряму застосування нейромережових (інтелектуальних) систем для автоматизованого прийняття рішень та керування ТП слід вважати роботи Хорольського В.П., Бабця Є.К. [147] та Зарубіна М.Ю. [148]. Серед закордонних

робіт подібного спрямування необхідно відзначити таких авторів: Karr C.L., Stanley D.A., Weck B. [111-120].

Але аналіз цих робіт дозволяє стверджувати, що завдання побудови інтелектуальної СКПР для ТП збагачення (в т.ч. подрібнення) магнетитових кварцитів із комплексним застосуванням технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітке представлення інформації, еволюційна оптимізація тощо) невизначеності інформації про якість первинної сировини (руди) на сьогодні є не вирішеною.

1.4. Аналіз моделей та методів визначення параметрів технологічного процесу

В наш час на сучасних ГЗК існують прямі та непрямі моделі та методи визначення вхідних, вихідних та режимних параметрів технологічного процесу.

До прямих відносять безпосереднє вимірювання міцності, вмісту заліза, магнітного заліза, гранулометричного складу тощо.

За шкалою М. М. Протодьяконова коефіцієнт міцності дорівнює частці від ділення величини границі міцності під час одноосного стиснення $\sigma_{ст}$ (в МПа) на 10.

Шкала Мооса – набір еталонних мінералів для визначення відносної твердості методом надряпування. Як еталони прийнято 10 мінералів, розташованих в порядку зростання твердості.

Перевагою безпосереднього вимірювання є висока точність при класифікації рудної сировини. Але застосування даних методів для отримання параметрів на конвеєрі в режимі реального часу не є можливим (лише лабораторне дослідження технологічних проб).

Альтернативою є непряме вимірювання, в якому значення однієї чи декількох вимірюваних величин знаходять після перетворення роду величини чи обчислення за відомими залежностями їх від декількох величин аргументів, що вимірюються прямо.

М. Д. Барським при дослідженні великого числа гравітаційних класифікаторів [34] запропонована загальна залежність

$$\Phi_m = Ae^{-KFr},$$

де Φ_m – ступінь фракційного розподіку вузького класу крупності; A, K – інваріантні величини вузького класу та складу вихідної суміші, що залежать від конструкції апарату та виду середовища; Fr – модифікований критерій Фруда.

Близькою до інженерних потреб збагачення стоїть спроба М. Дигре [25]. Він запропонував залежності, в основі яких лежать рівняння кінетики

$$\varepsilon_{XB} = e^{-Kt},$$

де ε_{XB} – метал у хвостах; t – час флотації; K – коефіцієнт розподілу. Однак ця залежність не пов'язує показники збагачення з такими визначальними факторами збагачення, як крупність матеріалу. Також вона придатна лише для вузького інтервалу кривої кінетики розподілу, тому результати розрахунку по ній досить наближені. Аналогічними є рівняння А. Д. Погорелова для розрахунку параметрів флотаційного процесу [46].

Шуповим Л.П. була запропонована модель стадіальної схеми збагачення магнетитових кварцитів, котра базується на рівняннях виходу хвостів і видобутку в них металу від класу крупності продукту живлення:

$$\gamma_{XB_s} = A_s(R[< d]_{BX})^{a_s} - \sum_{i=1}^{s-1} \gamma_{XB_i},$$

$$A_s = A_{s-1} + \varphi_s(\gamma_{XB_{s-1}})^{\lambda_s};$$

$$\varepsilon_{XB_s} = B_s(R[< d]_{BX})^{b_s} - \sum_{i=1}^{s-1} \varepsilon_{XB_i};$$

$$B_s = B_{s-1} + \varphi'_s(\varepsilon_{XB_{s-1}})^{r_s},$$

де $A_s, B_s, a_s, b_s, \lambda_s, r_s, \varphi_s, \varphi'_s$ – константи, котрі залежать від руди, застосованих апаратів та режимів; $\sum \gamma_{XB}, \sum \varepsilon_{XB}$ – викид хвостів та метал на попередніх стадіях схеми; $R[< d]_{BX}$ – вміст розрахункового класу у живленні сепарації стадії.

Наведені рівняння досить прості, достатньо точно описують зміну показників по стадіям схеми в залежності від зміни крупності продукту. Однак в них не враховується вплив продуктивності апарату, вміст одного класу неточно характеризує гранулометричний склад продукту.

Для дослідження процесів збагачення мінеральної сировини широко застосовуються математичні моделі, які описують фізичні процеси і явища, що призводять до поділу мінеральних компонентів в подрібнюючих апаратах. Наприклад, отримані Дж. Ватсоном диференціальні рівняння, що описують кінетику сепарації слабомагнітних корисних копалин мають вигляд:

$$\frac{dr_0}{dt} = \frac{V_0}{a} \left[1 - \frac{1}{r_a^2} \right] \cos(\theta - \gamma) - \frac{V_m}{a} \left(\frac{k}{r_a^5} + \frac{\cos 2\theta}{r_a^3} \right);$$

$$r_a \frac{d\theta}{dt} = \frac{V_0}{a} \left[1 - \frac{1}{r_a^2} \right] \sin(\theta - \gamma) - \frac{V_m \sin 2\theta}{a r_a^3};$$

$$k = \frac{M}{2H_0}; \quad M = \frac{2\mu(\mu_w - \mu_0)}{\mu_0(\mu_f - \mu_w)} H_0;$$

$$r_a = \frac{r}{a}; \quad V_m = \frac{2\mu(\chi_p - \chi_f)MH_0^2}{9\eta_a}$$

де V_m – "магнітна швидкість", параметр, введений Дж. Ватсоном, м/с; V_0 – швидкість руху рідини, м/с; χ_p, χ_f – питома магнітна сприйнятливості твердої частинки та рідини відповідно, м³/кг; η – коефіцієнт динамічної густини рідини як відношення тангенціальної швидкості до ступеня деформації, Па·с; μ_0, μ_f, μ_w – магнітна проникність вакууму, рідини та матеріалу циліндра відповідно, Н/А²; a – радіус циліндра, м; H_0 – напруженість зовнішнього магнітного поля А/м. У розрахунках Дж. Ватсона не береться до уваги важлива величина – маса частинки, оскільки він розглядає частинку як точку без маси. Необхідність розрахунку параметрів всіх частинок призводить до зростання кількості обчислювальних операцій та унеможливорює моделювання процесу сепарації в режимі реального часу.

Для таких рівнянь часто невідомі ні теореми про існування та єдиності розв'язку, ні характер залежності рішення від параметрів і граничних умов. Програмні пакети, орієнтовані на побудову і аналіз таких моделей, реалізують різні чисельні методи рішення відповідних рівнянь (наприклад, методи обчислювальної аерогідродинаміки – Computational Fluid Dynamics).

Лінч А. Дж. наводить рівняння млина ідеального змішування [127]:

$$\frac{ds}{dt} = (AR - R - D)s + f$$

та

$$p = Ds.$$

При виведенні цих рівнянь не приймалися припущення відносно A (функція виникнення частинок), R (діагональна матриця представлення швидкості руйнування кожного елементу s), D (функція швидкості розвантаження) та f (розподіл маси живлення). Ці параметри можуть насправді виявитись функціями часу, швидкості завантаження млина або властивостей матеріалу всередині млина (в тому числі міцності руди). Все залежить від особливостей конкретного процесу.

При заміні s рівномірним розподілом інтегральна форма матиме вигляд:

$$\frac{ds(x)}{dt} = \int_{x_i}^{\infty} a(x, y)r(y)s(y)dy - r(x)s(x) - d(x)s(x) + f(x).$$

Між елементами матриці та неперервними функціями існує наступний зв'язок:

$$s_i = \int_{x_i}^{x_{i+1}} s(x)dx;$$

$$a_{ij} = \frac{1}{x_{i+1} - x_i} \int_{x_i}^{x_{i+1}} \int_{x_j}^{x_{j+1}} a(x, y)dxdy;$$

$$r_{ii} = \frac{1}{x_{i+1} - x_i} \int_{x_i}^{x_{i+1}} r(x)dx;$$

$$d_{ii} = \frac{1}{x_{i+1} - x_i} \int_{x_i}^{x_{i+1}} d(x)dx;$$

При умові постійних коефіцієнтів рішення рівняння можна отримати у вигляді:

$$s(t) = e^{(AR-R-D)t} s_0 + \int_0^t e^{-(AR-R-D)\tau} f(t - \tau)dx$$

де s_0 – вектор заповнення млина в нульовий момент часу.

Наведена модель застосовується до млина ідеального змішування і при використанні в реальних умовах вимагає визначення набору характеристик технологічного процесу, що зазвичай вимірюються лише у лабораторних

агрегатах. До того ж відсутність датчиків, що дозволяли б отримувати необхідні дані унеможлиблює використання наведеної моделі навіть за умови модернізації лінії подрібнення. При виконанні аналізу технологічної проби для отримання вхідних даних моделі виникають часові затримки, що унеможлиблюють моделювання в режимі реального часу.

Разом з цим, результати моніторингу параметрів виробничих процесів збагачення, що реалізується засобами SCADA-систем, забезпечують інформаційний базис для створення імітаційних моделей цих процесів на основі принципу «чорного ящика», а не на основі математичного опису «фізики» поділу.

З огляду на досить високу трудомісткість чисельного рішення «фізичних» моделей ставиться задача створення інформаційної технології, що отримуватиме значення шуканого параметру зворотнім прогнозуванням на основі моделей, отриманих в результаті навчання нейронної мережі.

1.5. Постановка завдань досліджень

Як було виявлено вище, однією з ключових характеристик, що визначають режим роботи подрібнюючого апарата є подрібнюваність руди, прямо пов'язана з її міцністю. Але на відміну від інших параметрів є проблема із постійним відстеженням значення міцності. Визначення даного параметра потребує лабораторного дослідження технологічної проби руди з конвеєра секції збагачення. Зміна показників у період між заборами проб негативно впливає на подальше керування технологічним процесом через неадекватність вхідних даних.

Специфіка умов роботи секції збагачення ускладнює відстеження параметра міцності шляхом встановлення апаратного датчика безпосередньо на конвеєрі. Тому було запропоновано визначати міцність шляхом прогнозування. Спираючись на Big Data, використовуючи, накопичені статистичні дані, можна робити прогноз даних на проміжках між технологічними пробами.

Для цього необхідно:

- розробити метод непрямого визначення вхідного параметра роботи секції збагачення, оснований на ІТ прогнозуванні із застосуванням накопичених статистичних даних, що надасть переваги в часі отримання інформації у порівнянні із лабораторним аналізом та збільшить оперативність керування;
- розвинути метод формування навчальної вибірки прогнозуючої нейромережі із розбиттям накопичених статистичних даних на кластери, що зменшить ймовірність перенавчання та збільшить точність подальшого прогнозування за рахунок обмеження діапазонів значень вхідних параметрів;
- удосконалити прогнозуючу модель на основі комбінації методу кластерного аналізу та нейромережевої технології, де на відміну від існуючих, у якості вхідних параметрів виступає поточний стан, що дозволяє здійснювати непряме визначення властивостей мінеральної сировини в режимі реального часу;
- розробити та впровадити СКІР на основі прогнозуючої моделі, що надасть оператору інтерфейс для відображення впливу зміни керуючих параметрів на режим роботи секції.

Попередньо необхідно провести аналіз технологічних типів та сортів руд і встановити взаємозв'язки між технологічними параметрами роботи секції збагачення. Після визначення критичних для прогнозування параметрів можна перейти до побудови прогнозуючої моделі (запропоновано використовувати прогнозуючу нейронну мережу) та для поліпшення вихідних результатів застосувати підготовку вхідних даних їх кластеризацією.

1.6 Висновки до розділу 1

1. Шляхом системного аналізу інформаційних потоків у складі технологічних схем збагачення встановлено, що рудопідготовка включає технологічні процеси дроблення і подрібнення, витрати на які складають більше половини собівартості гірничо-збагачувального виробництва. Тому актуальним є проведення досліджень з метою зниження витрат на ці процеси шляхом створення інформаційних систем для підтримки прийняття рішень та автоматизованого управління.

2. Ретроспективний аналіз існуючих робіт засвідчує, що для автоматизованої обробки інформаційних потоків для процесів подрібнення найбільш ефективними є СКПР, засновані на включенні математичної моделі об'єкта з можливістю подальшого прогнозування необхідних показників у режимі реального часу.

3. Ранжування множини технологічних параметрів процесу збагачення дозволило відокремити коло найбільш значимих факторів, що потребують врахування в подальшому процесі прийняття рішень.

4. Розглянувши ключові питання пов'язані із процесами автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень для оптимізації роботи секції збагачення та визначивши недоопрацьовані моменти, що впливають на даний процес внесенням невизначеності в масиві вхідних даних, були сформульовані наукові та прикладні завдання для подальших досліджень, що призведуть до зменшення впливу фактора неповноти даних.

Результати досліджень, що наведені в цьому розділі представлені в таких публікаціях:

1. Сенько А.О., Купін А.І. Моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди. *Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні* : тези доп. міжнарод. наук.-техн. конф. (м. Дніпро 24-26 березня 2015 р.). Дніпро, 2015. С. 63–64.

2. Купін А.І., Сенько А.О. До питання побудови прогнозуючої параметричної моделі для технологічного процесу подрібнення руди *Сталий розвиток промисловості та суспільства* : тези доп. міжнарод. наук.-техн. конф. (м. Кривий Ріг 20-22 трав. 2015 р.). Кривий Ріг, 2015. С. 276–277.

3. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту. Кривий Ріг, 2018. 298 с.

РОЗДІЛ 2

ДОСЛІДЖЕННЯ ЗАЛЕЖНОСТІ МІЖ ВЛАСТИВОСТЯМИ РУДИ ТА ПОКАЗНИКАМИ ЗБАГАЧУВАНOSTІ

Як було показано в попередньому розділі, ефективність процесів збагачення залізної руди значно залежить від таких властивостей первинної сировини: якість, міцність, абразивність тощо [18-28]. Ці властивості, зі свого боку, можуть змінюватися в доволі значних інтервалах залежно від типів та сортів руд, що видобуваються (у середньому 6-8 різновидів для кожного родовища). На жаль, зараз поки не існує засобів та технологій, які б дозволили в режимі реального часу надійно визначати саме ці доволі важливі показники. Це призводить до того, що зараз технологи здійснюють прийняття управлінських рішень фактично «наосліп», користуючись, зокрема, власним дослідом, інтуїцією тощо. Наслідками цього є погіршення результуючих показників ТП. Згідно з постановкою завдань дослідження для вирішення цієї ситуації доцільно застосувати автоматизовану технологію прийняття рішень на основі зворотного прогнозування характеристик первинної сировини із використанням сучасних інформаційних технологій. Для цього слід проаналізувати основні технологічні типи та сорти руд як інформаційні ознаки, а потім встановити типові закономірності та зв'язки між цими різновидами та первинними властивостями сировини (зокрема, міцності). У кінцевому результаті це дозволить отримати низку прогнозуючих математичних моделей з необхідним рівнем адекватності.

2.1. Технологічні типи та сорти руд як інформаційні ознаки

У результаті вивчення мінералого-технологічних проб і обробки отриманих результатів виділяють технологічні типи і сорти руд. Так, широко відомо виділення окислених і первинних руд, схеми переробки яких найчастіше не вдається звести до однієї схеми. Число технологічних типів руд може збігатися, але може і не збігатися з числом природних (тобто геологічних) типів. З метою зменшення можливих схем і режимів переробки намагаються зробити мінімально можливу кількість технологічних типів.

Критеріями виділення різних технологічних типів руд безумовно є:

- принципово відмінні схеми і режими збагачення різних природних типів руд;

- принципова різниця за якістю і властивостями концентратів, одержуваних при збагаченні різних природних типів руд.

У деяких випадках критерієм виділення можуть бути і менш істотні відмінності, наприклад, у якості концентратів або при видобуванні.

Але, природно, ідеальним рішенням завжди буде єдина схема переробки руди всього родовища, що відповідає віднесенню всієї руди до одного технологічного типу. До цього прагнуть ще й тому, що кордони між технологічними типами руд на родовищі мають плавні переходи.

Прикладом є залізорудні фабрики, на яких небажано виділення декількох технологічних типів, і переробка руд ведеться за однією технологічною схемою. Однак відмінності в якості руд окремих ділянок родовища бажано враховувати. Тому на залізорудних підприємствах руду ділять на технологічні сорти. Зокрема, очевидно, що результати збагачення будуть залежати від розміру вкраплень мінеральних зерен. Так, на Качканарському ГЗК присутні руди з розмірами зерен магнетиту від 0,02 мм до 1,0 мм, на Ковдорському ГЗК – від 0,1 до 0,2 мм, на Коршуновському ГЗК - від 0,001 до 0,4 мм, на Лисаковському ГЗК – від 0,2 до 1 мм.

Залежно від розмірів вкраплень руди можуть бути розділені на сорти.

На практиці це відбувається так [11]. У центральних лабораторіях залізорудних ГЗК пробу подрібнюють до стандартної, прийнятої проектом, товщини помелу і за допомогою магнітного аналізу її збагачують.

В отриманому концентраті визначають масову частку загального і магнітного заліза, за якою роблять судження про збагачувальні властивості руди.

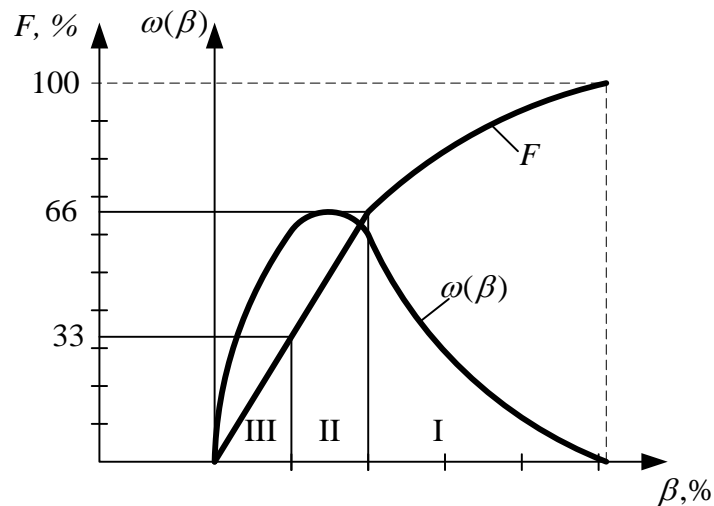


Рисунок 2.1 – Розподіл проб $\omega(\beta)$ за якістю отриманого концентрату при стандартних умовах. F – кумулятивна характеристика

Вивчення багатьох проб дозволяє розділити руду на (рис. 2.1): важкозбагачувану (III), нормальну (II) і легкозбагачувану (I), тобто здійснити технологічну класифікацію руди за сортами. Такий прийом виявився практичним і витіснив класифікацію за розміром вкраплень.

На всіх залізрудних фабриках існує така геологомінералогічна класифікація руд (поділ на сорти), яке корелює з діаметром рудомінеральної вкрапленості або міцністю руди.

Так, якщо на Костомукшському ГЗК при дослідному збагаченні (при стандартному подрібненні проб до 90% класу -0,044 мм) отримують концентрат з масовою часткою заліза β більше 67 %, вважають, що це руда першого технологічного сорту, якщо $67 \% > \beta > 63 \%$, то другого, і якщо $\beta < 63 \%$, то третього. Це дозволяє прогнозувати якість концентрату, одержуваного на фабриці, за формулою [62]

$$\beta = 71e^{-(0,024K_{т.с.} + 0,01K_{т.с.}^2)}$$

де $K_{т.с.}$ – середньозважений технологічний сорт збагачуваної руди.

Залізрудні збагачувальні фабрики спроектовані на валову переробку руд. Тому поділ руд на технологічні сорти використовується для планування і організації видобутку руд таким чином, щоб забезпечити за необхідний інтервал часу постійну якість руди.

Подібна робота може виконуватися в поточному режимі на гірничо-збагачувальному підприємстві. Так, на родовищі при підготовці до виїмки чергової ділянки при бурінні свердловин відбирають проби. Технологічна проба, відібрана від наміченої до видобутку ділянки руди, досліджується з метою оцінки її речового складу і технологічних властивостей; а саме: міцність, подрібнюваність, загушення, збагачуваність на лабораторному шлюзі і ціанування хвостів гравітаційного збагачення. Отримані результати оформляються у вигляді технологічної довідки на руду, тобто по суті на підготовлений до виїмки блок створюється технологічний паспорт із зазначенням технологічних характеристик руди й очікуваних показників збагачення.

У даний час використовується методика малооб'ємного технологічного випробування і картування на основі малих технологічних проб, це дозволяє оконтурити в просторі технологічні типи руд [16].

Мала технологічна проба – це, по суті, групова розвідувальна проба, у неї входять 5-10 суміжних рядових проб по одній виробці.

Малі технологічні проби складають масою 1-50 кг і відбирають їх за допомогою базових моделей схем.

Моделюють технологічні схеми підбираючи на основі принципів схем збагачення, розроблених за мінералого-технологічних проб за природними типами руд.

Досвід вивчення і підготовки родовищ за допомогою малооб'ємного технологічного картування привів до таких висновків:

1. На пробах малої маси можна отримувати технологічні показники, практично аналогічні отриманим на пробах великої маси.

2. Показники збагачення знаходяться в кореляційних залежностях від інформативних параметрів якості руди, що дозволяє скоротити число прямих технологічних дослідів для оконтурювання руд.

3. Ступінь мінливості мінерального складу, фізичних і технологічних властивостей співмірний зі ступенем мінливості змістів основних корисних компонентів.

2.2 Вплив фізичних властивостей руди на ефективність подрібнення

Усі тверді матеріали характеризуються опором подрібнення. Руйнування твердого тіла відбувається в тому випадку, якщо підведеної енергії досить для подолання сил внутрішнього зчеплення. Зазвичай при механічному диспергуванні матеріал піддається дії стискальних сил із двох сторін (статичне роздавлювання, стирання) або з одного боку (вільний удар). Перший спосіб подрібнення реалізується при підйомі елементів завантаження, другий спосіб характерний для падіння елементів завантаження на п'яту в кінці параболічної траєкторії. Але в будь-якому випадку кінетичної енергії діючих мелючих тіл має бути достатньо для створення таких напружень, які, досягши граничних значень, приведуть до розриву цілого шматка з утворенням більш дрібних фрагментів. При цьому витрата енергії, необхідної для створення критичних напружень, може істотно відрізнятись, залежно як від фізико-механічних властивостей самого матеріалу, що подрібнюється, так і способу прикладання сил руйнування [3, 16, 32, 41].

Уявлення про міцність тіла у вигляді об'єму (шматка) гірської породи логічно побудувати на основі енергетичного критерію руйнування Гріффітса [102], згідно з яким тріщина починає поширюватися в крихкому тілі, якщо швидкість звільнення енергії пружної деформації в процесі її розповсюдження буде більше приросту поверхневої енергії

$$\frac{dU}{dl} = \frac{dW}{dl} \quad (2.1)$$

де U – пружна енергія, Дж;

W – потенційна енергія пружних деформацій (Дж), обумовлена розкриттям тріщини довжиною $2l$ при впливі на тіло зовнішніх навантажень.

Однак з огляду на стохастичний характер розподілу тріщини в шматках гірської породи, включень, дислокацій та інших нерівномірностей, модель Гріффітса, пізніше дороблена Ірвіном, не містить математичних співвідношень

для визначення розмірів тіла й тріщини, коли це рівняння правомірне й таким чином не є повним.

Величини показників деформації й міцності, при інших рівних умовах, будуть визначати, перш за все, якийсь складний напружено-деформований стан гірської породи, що характеризується взаємодією кожного шматка (об'єму) породи з іншими шматками.

На практиці використовуються так звані критерії руйнування (міцності), за якими й визначається момент руйнування породи в процесі зовнішнього впливу на неї. Представлений підхід передбачає вивчення таких характеристик міцності матеріалу, як модуль пружності й межа міцності. Їх одержують експериментальним шляхом в умовах одновісного стиснення зразків [7, 105, 106], де ці характеристики усереднюють залежно від розмірів зразків. Перехід від результатів одновісного стиснення до характеристик міцності в умовах складного напруженого стану здійснюється на основі критеріїв (теорії) міцності (руйнування), які обирають залежно від специфічних властивостей досліджуваного матеріалу.

Основним поширеним лабораторним методом загальної оцінки міцності властивостей гірських порід у даний час залишається лабораторне випробування на одновісне стиснення (роздавлювання). Критерієм міцності, що визначається при цих випробуваннях, є межа міцності при одновісному стисненні або максимальна величина стискальної напруги в момент руйнування зразка гірської породи.

Також експериментальні дослідження гірських порід на межу міцності мають першорядне значення для визначення енергетичних параметрів процесу подрібнення.

Лабораторні дослідження на стиснення зразків породи показують свої закономірності процесу деформування й руйнування матеріалу гірських порід. Ці закономірності стійкі й дозволяють проводити з достатньою для практики

точністю формалізації (детермінування) процес подрібнення магнетитових кварцитів.

Для підтвердження висловлених фактів були вивчені техніко-мінералогічні різновиди руд Північного ГЗК на міцність при одноосьовому стисненні. При цьому вихідну руду розсівали на фракції крупністю +100 мм; -100+75 мм; -75+50 мм; -50+25 мм; -25+20 мм; -20+16 мм; -16+12 мм; -12+8 мм; -8+5 мм; -5+2,5 мм; -2,5+1 мм. Від кожної фракції відбирали зразки для випробування міцності при одноосьовому стисненні й визначенні міцності за методом проф. М.М. Протодьяконова. Результати проведених випробувань деяких різновидів подано в табл. 2.1; 2.2.

Різновиди відрізняються як за своїми властивостями (мінеральним складом), так і за характером зміни міцності (текстури, структури кожного зразка), накладених тектонічних змін, а також тріщинуватостей, які виникли в результаті проведення буропідливних робіт у процесі видобутку корисних копалин. Аналіз одержаних даних показує, що зі збільшенням розміру зразків від 1 до 100 мм міцність при одноосьовому стисненні силікатно-магнетитових кварцитів знижується від 315 до 40 кг/см², тобто приблизно у 8 разів, магнетитосилікатних кварцитів – від 339 до 123 кг/см² – приблизно в 3 рази, магнетитових кварцитів – з 472 до 96 кг/см² – приблизно в 5 разів.

Результати вимірювання міцності відібраних фракцій подано в табл. 2.1, з якої можна зробити висновок, що міцність руд виміряна за шкалою проф. М.М. Протодьяконова, змінюється переважно в межах 6–9 балів. Загальна тенденція зменшення міцності зразків при збільшенні їх розміру пояснюється наявністю в них великих і дрібних тріщин, кількість яких зі зменшенням крупності зразків зменшується.

Таблиця 2.1 – Значення міцності різновидів руди за класами крупності

№ з/п	Характеристика проби	Класи крупності, мм	Міцність за шкалою проф. М.М. Протодяконова
1	2	3	4
1	Силікатно-магнетитові кварцити	+20	6
2	– // –	-20+16	5
3	– // –	-16+12	5
4	Магнетито-силікатні кварцити	+25	5
5	– // –	-25+20	7
6	– // –	-20+16	6
7	– // –	-16+12	6
8	Магнетитові кварцити	+20	6
9	– // –	-20+16	8
10	– // –	-16+12	6
11	Гематито-магнетитові кварцити	+20	5
12	– // –	-20+16	6
13	– // –	-16+12	5
14	Брекчія	+25	6
15	– // –	-25+20	5
16	– // –	-20+16	4
17	– // –	-16+12	4
18	Малорудні кварцити	+25	10
19	– // –	-25+20	7
20	– // –	-20+16	8,5
21	– // –	-16+12	8,5

Проведені дослідження міцності зразків та їх міцності при одновісному стисканні показали, що характеристики міцності руд за різновидами відрізняються незначно (табл. 2.2).

Таблиця 2.2 – Середні значення визначення міцності зразків

№ з/п	Характеристика проби	Класи крупності, мм	Міцність на стиснення, кг/см ²	Міцність на зсув, кг/см ²	Міцність на розтяг, кг/см ²
1	Силікатно-магнетитові кварцити	100+50	40	8	5
2	– // –	-50+25	153	16	8
3	– // –	-25+10	148	15	7
4	– // –	-10+4	198	20	10
5	– // –	-4+1	315	35	17
6	Магнетито-силікатні кварцити	-100+50	123	14	7
7	– // –	-50+25	192	20	10
8	– // –	-25+10	253	26	13
9	– // –	-10+4	305	33	17
10	– // –	-4+1	339	38	19
11	Магнетитові кварцити	-100+50	96	20	10
12	– // –	-50+25	202	25	12
13	– // –	-25+10	213	30	15
14	– // –	-10+4	316	36	18
15	– // –	-4+1	472	50	25

Аналіз результатів досліджень (див. табл. 2.2) показав, що міцність гірської породи на стиснення в 5–10 разів вища за межі міцності на зсув і в 8–15 разів вища за межі міцності на розтяг.

Така ж закономірність спостерігається й при розгляді енергоємності руйнування гірської породи: при руйнуванні породи стисненням

енергоємність у 10–20 разів (на думку авторів роботи [99] – в 40–90 разів!) більша, ніж при руйнуванні зсувом або напруженнями розтягу.

Отже, розкриття рудних і нерудних мінералів при подрібненні магнетитових кварцитів поліфракційного складу в умовах нерівномірнокompонентного стиснення шматка руди контактними силами відбувається при досягненні напруженням величини, яка індукує всередині зерен зсувні напруження. При цьому зерна, які розкриваються, паралельно орієнтовані зовнішнім нормальним (стискальним) навантаженням або перпендикулярно направлені зсувним (розтяжним) напруженням. Зерна, що не розкриваються, орієнтовані невідповідно до цих вимог, і, як наслідок, не відчувають зовсім напружень на розтяг та зсув. Уведемо критерій руйнування руди k , який визначається, як відношення максимального зсувного напруження до напружень на розтяг і зсув.

З даних табл. 2.2 досліджувані магнетитові кварцити залежно від типу техніко-мінералогічних різновидів чинять опір стисканню й розтягу. Отже, міцність на стискання вища міцності на розтяг. Цей вплив можна врахувати, наприклад, якщо взяти, що величина дотичного напруження τ (Па), яка діє на «площадку руйнування», залежить від величини нормального напруження σ (Па) на тій же площадці [103, 106], то маємо

$$\tau=f(\sigma) \quad (2.2)$$

У цьому випадку на площині в координатах τ_n, τ_{n+1} співвідношення (2.2) являє собою граничну криву, що обмежує область безпечних станів.

Як зазначалося вище, спосіб руйнування матеріалу в кульових млинах комбінований. Тобто присутнє роздавлювання-стирання від перекатування куль, зіткнення шарів елементів завантаження, зсувні деформації на поверхні футеровки й удари від падіння елементів завантаження з кулями. Від того, який спосіб буде переважним і який внесок кожного зі способів, залежить кількість енергії, що витрачається на утворення одиниці нової поверхні.

Результати техніко-економічного використання млина залежать від безлічі факторів. Основними з них є: крупність живлення, розмір і розподіл мелючих тіл, об'єм завантаження, швидкість обертання барабана, форма й матеріал футеровки.

Механізм «кидання» мелючих тіл у кульовому млині достатньо вивчений і більшість перерахованих вище факторів працюють на інтенсифікацію саме ударного впливу. Акт подрібнення відбувається в тому випадку, якщо кінетичної енергії кинутої кулі досить для подолання внутрішніх зв'язків у частинках матеріалу. Чим більша енергія кулі, тим вища потужність її подрібнення. Оскільки маса кулі постійна, підвищення її кінетичної енергії можливе тільки за рахунок підвищення швидкості обертання барабана. Однак сам принцип роботи кульового млина виключає таку можливість. Як тільки діючі відцентрові сили починають сильніше притискати мелючі тіла до стінок барабана, падіння куль, а значить і подрібнення, припиняються [3, 37, 38, 54]. Тому в роботі реалізовано ідею підвищення ефективності подрібнення за рахунок використання сили тертя елементів завантаження об гумову хвильову футеровку внутрішньої стінки барабана млина та тертя між шарами й елементами завантаження. Футерівка не тільки захищає барабан від зносу й динамічних навантажень, а й безпосередньо впливає на процес подрібнення [1, 6, 17, 29, 100, 101].

Відомо, що енергоємність руйнування гірських порід прямо пропорційна квадрату міцності й зворотно пропорційна модулю пружності. Відомо також, що межа міцності породи на стискання приблизно в 7–10 разів більша межі міцності на зрушення. Отже, якщо розглядати фізичну сутність процесу руйнування, то в технології подрібнення необхідно дотримуватися такого принципу: руйнування гірської породи має здійснюватися за рахунок створення переважно зсувних напружень.

Реалізувати такі зсувні напруження можна переважно за рахунок конструкції футеровки, її морфометричних параметрів і раціонального

укладання елементів у барабані млина. Важливу роль відіграє також матеріал футеровки, який повинен мати високу міцність, зносостійкість і велику дисипаційну енергію.

Експериментальні дослідження [33, 112, 113] видів напруженого стану при великих незворотних деформаціях аж до залишкової міцності дозволили встановити, що, зростаючий із підвищенням бокового тиску σ_2 , ступінь подрібнення порід при деформації, має межу.

Досягнувши мінімального розміру, елементи дроблення перестають подрібнюватися при подальшому підвищенні σ_2 . Подрібнюваність i , як наслідок, розкриття мінеральних зерен визначається розмірами структурних елементів – зерен і кристалів. Тому критерій руйнування руди k залежить не тільки від енергії, а визначається саме цими структурними елементами. Виявлення цього факту дозволило зрозуміти механізм розвитку деформаційних процесів в умовах зміни тиску на мінерали за рахунок зміни профілю футеровки й зробити принципові корективи в деформаційній моделі.

2.3 Залежності між властивостями руд

Для виявлення залежностей між характеристиками сировини та вихідними показниками секції збагачення були проаналізовані технічні показники на предмет побудови регресійних моделей.

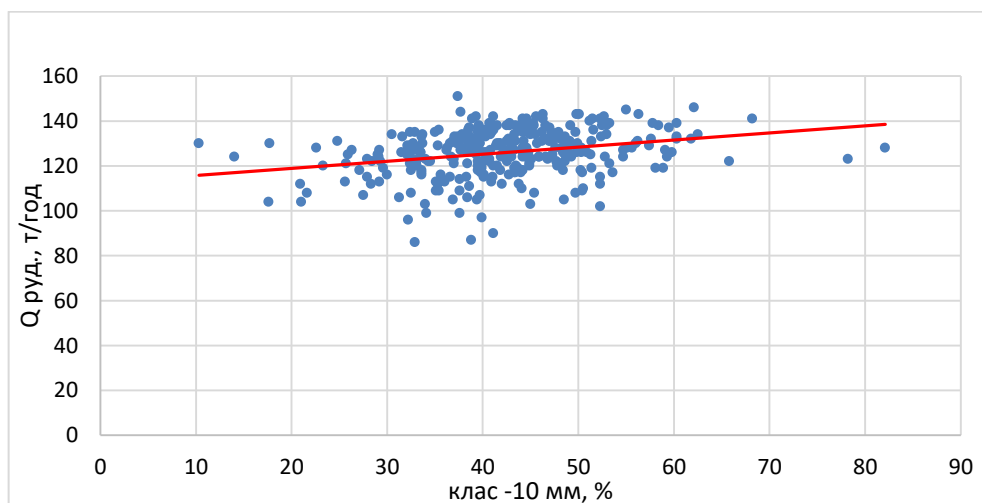


Рисунок 2.2 – Залежність продуктивності по руді від класу -10 мм

Під час дослідження, проведеного на базі підприємства ПАТ «ІнГОК», була проаналізована технологічна статистика секції збагачення. При спробі

виявити залежність продуктивності по руді від вмісту фракцій (0-10 мм, 10-20 мм, 20+ мм), коефіцієнту кульового завантаження, вмісту заліза (загального та частки магнітного) була отримана низька кореляція (рисунок 2.2, 2.3).

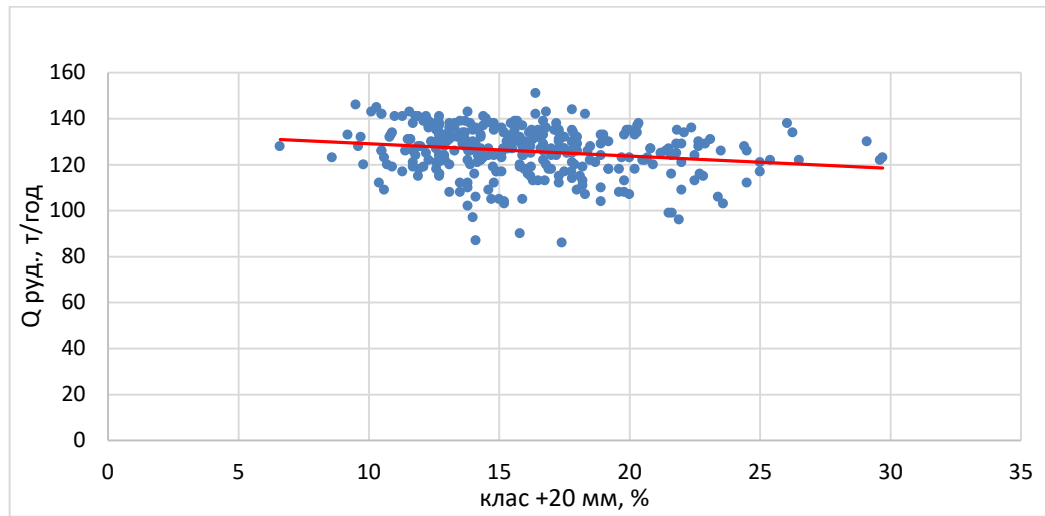


Рисунок 2.3 – Залежність продуктивності по руді від класу +20 мм

Отримане рівняння лінійної регресії має вигляд:

$$Q_{\text{руд}} = -0,181 \cdot \beta_1 + 0,274 \cdot \beta_2 + 117,354$$

де β_1, β_2 – вміст фракцій 0-10 мм, 20+ мм відповідно має коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,08126$, що говорить про невідповідність моделі даним та неприйнятність її використання.

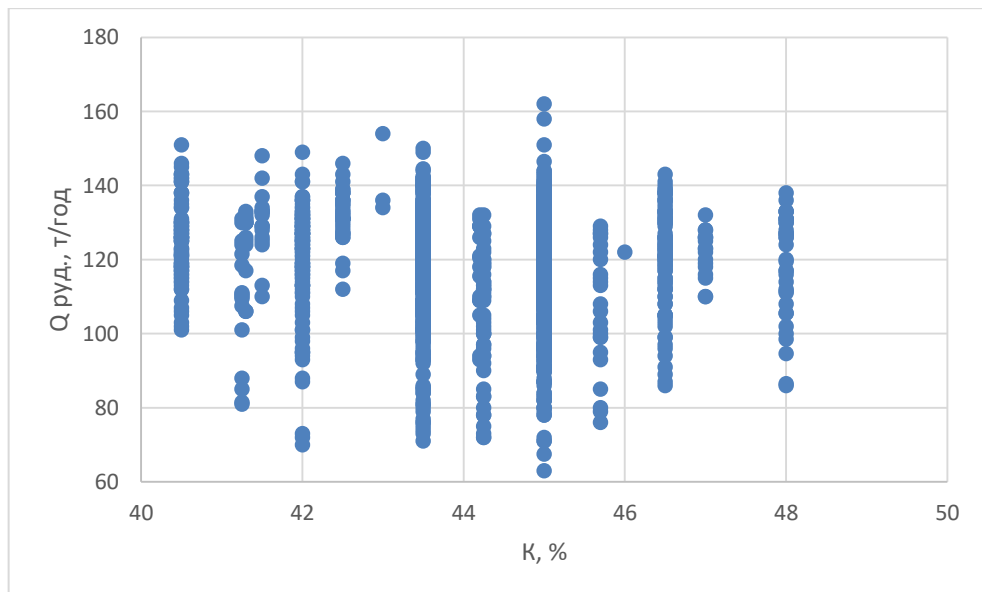


Рисунок 2.4 – Залежність продуктивності по руді $Q_{\text{руд}}$ від коефіцієнту кульового завантаження K

Форма розподілу точок (рисунок 2.4) схожа на кубічну криву. При проведенні кубічної регресії отримано співвідношення:

$$Q_{\text{руд}}(K) = 0,075 \cdot K^3 - 0,7479 \cdot K^2 + 21,056 \cdot K - 1,581$$

Для побудови лінійної регресійної моделі були обрані змінні з найбільшим значенням кореляції (гранулометричний склад та завантаження куль):

$$Q_{\text{рег}}(\beta_1, \beta_2, \beta_3, K) = 138,895 + 39,877 \cdot \beta_1 - 2,24 \cdot \beta_2 - 101,74 \cdot \beta_3 - 37,356 \cdot K$$

При порівнянні даних продуктивності, отриманих від регресійної моделі $Q_{\text{рег}}(\beta_1, \beta_2, \beta_3, K)$ та експериментальних значень $Q_{\text{руд}}$ для лінійної регресії коефіцієнт детермінації рівний квадрату коефіцієнта кореляції та набуває значення $R^2 = 0,275$, що говорить про невідповідність моделі експериментальним даним.

У якості параметра для непрямого визначення міцності пропонується використати показники навантаження обладнання для подрібнення. Подальші дослідження направлені на статистичну обробку технологічних даних підприємства з метою виявлення зв'язків міцності руди з іншими параметрами та розробки методу непрямого визначення даного показника.

Одним з методів підвищення ефективності автоматизації подрібнення, який дозволяє відстежити в певній мірі, чи змінюються властивості руди і умови подрібнення, є контроль об'ємного заповнення млина рудою.

Стабілізуючи об'ємне заповнення на заданому рівні, можна певною мірою підлаштовувати поточну продуктивність під мінливі умови. Підтримуючи об'ємне заповнення на максимально допустимому рівні, можна домогтися таких результатів:

- використовувати млин в режимі максимально можливої в даних умовах продуктивності;

- знизити абсолютну і питому витрату електроенергії, що пояснюється відомим твердженням, згідно з яким мінімум енергії руйнування досягається при максимумі можливого об'ємного заповнення;

- стабілізація об'ємного заповнення певною мірою стабілізує циркуляційне навантаження. Це пояснюється тим, що останнє складається з двох частин: циркуляційного обсягу, що знаходиться в млині і обсягу, що

знаходиться в контурі класифікуючого апарата. Стабілізація циркуляційного навантаження в деякій мірі покращує стабілізацію режиму заданої щільності при підтримці співвідношення «руда-вода».

На жаль, прямі методи контролю об'ємного заповнення млина рудою відсутні. З іншого боку, існує ряд непрямих методів вимірювання об'ємного заповнення млина рудою.

У роботі [11] описаний спосіб автоматичного контролю заповнення млинів за допомогою магнітомодуляційних датчиків.

Перевагою магнітомодуляційних датчиків є можливість індикації кута відриву куль в млині. Недоліками датчика є низька надійність внаслідок наявності ковзного контакту і струмознімальних шин для передачі інформації, необхідність переробки футерування млина, громіздкість, складність і висока вартість обладнання, знос немагнітної вставки у футеровці млина.

У [9] наводиться опис радіо-телевимірювального датчика шуму млина, призначеного для реєстрації ступеня заповнення млинів рудою.

Радіотелеметричний спосіб контролю завантаження млинів дає невисоку точність внаслідок того, що модуляція телевимірювального датчика виникає раніше, ніж датчик входить в зону переходу куль з кругових траєкторій на параболічні і в зону переходу куль з параболічних траєкторій на кругові, і закінчується пізніше, ніж датчик виходить з цих зон.

Крім того, РІЗМ не вдалося застосувати для автоматизованого контролю завантаження рудою кульового млина через особливості його роботи у водоспадному режимі. Ці недоліки не дозволяють застосовувати РІЗМ для надійного визначення завантаження рудою млинів мокрого самоподрібнювання. Авторами роботи [14] пропонується контролювати кульове завантаження млина за активною потужністю двигуна млина. Кут відхилення центру ваги визначається силами внутрішнього тертя в млині, які залежать від фізико-механічних властивостей руди, щільності пульпи в млині, профілю і ступенів зносу футеровки та інших факторів.

Процес подрібнення матеріалу в кульовому млині супроводжується випромінюванням звукової енергії, що виникає через зіткнення куль і матеріалу

один з одним і об футеровку. Вважається, що сила звуку, випромінюваного млином, залежить від величини завантаження млина рудою [6].

Одним з відомих методів є контроль акустичного або вібраційного шуму млина. Найбільш відомими є розробки ВАТ «Союзцветметавтоматика» «Звук-7» (акустичний шум) і УРК-3 (вібраційний шум). Розвитком цих розробок є віброакустичний аналізатор ВАЗМ-1, який є універсальним інтелектуальним приладом нового покоління, реалізованим на базі РС-сумісного контролера.

Прилад використовує три типи шумових параметрів: акустичний шум, вібраційний шум, енергетичний шум. Однак, деяке підвищення характеристик точності приладу досягається за рахунок обробки трьох видів сигналів, а не за рахунок формування інформативних ознак для контролю об'ємного заповнення млинів рудою.

Вищесказане підтверджує висновок про доцільність вибору і розробки перспективних методів контролю технологічних об'єктів управління за процесами, які супроводжують функціонування технологічних об'єктів управління.

Принципово нові можливості отримання емпіричної інформації про збагачувальні процеси відкриваються з впровадженням на збагачувальних підприємствах автоматизованих систем оперативного диспетчерського управління та збору даних (Supervisory Control And Data Acquisition - SCADA-систем). Основний аспект новизни описаної технології полягає в інтеграції створених авторами моделей і засобів комп'ютерного моделювання інженерних задач з діючими на промислових підприємствах SCADA-системами з метою розширення їх функціональних можливостей адаптивними засобами оперативного прогнозування.

З метою виявлення «прихованих» зв'язків між параметрами виробничого процесу збагачення руди, які можуть впливати на його хід, були використані методи Data Mining.

Для формування моделей відображення простору входів виробничого процесу збагачення сировини на простір його виходів проведена обробка на

прикладі даних роботи млина, зібраних протягом місяця. Фрагмент даних наведено в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Статистика роботи млина

Клас крупності 0-10мм, %	Клас крупності 10-20мм, %	Клас крупності +20мм, %	Коефіцієнт кульового завантаження К	Вміст заліза Fe, %	Вміст магнітного заліза Fe _{mag} , %	Продуктивність Q _{ore} , т/год
60,3	26	13,7	46,5	29,87	20,45	139
45	41	14	43,5	29,87	20,45	135
38,5	54,9	16,4	40,5	31,62	22,2	134
29,1	53,7	17,2	43,5	31,62	22,2	124
47,44	39,08	13,48	46,5	31,47	22,08	133
38,4	46,84	14,16	43,5	31,47	22,08	121
40,89	42,35	16,76	43,5	32,88	23,28	113
37,6	40,77	21,63	46,5	32,88	23,28	99

Всього було вироблено 95 замірів за 7 параметрами (класу крупності, коефіцієнту кульової завантаження млина, вмісту заліза, вмісту магнітного заліза і продуктивності млина).

Відібрані параметри були піддані кластерному аналізу. Після обробки даних, використовуючи ІТ типу «the Microsoft Clustering algorithm», було отримано 5 кластерів. Профілі отриманих кластерів представлені в таблиці 2.4. З них виділені ті, в яких параметр продуктивності набуває максимального значення. Даним вимогам відповідають Cluster 2 і Cluster 3. Cluster 3 має більш високі значення показника Q_{ore} з урахуванням відхилення від середнього значення, тому його параметри були обрані в якості оптимальних для роботи секції збагачення.

На основі аналізу ретроспективних даних моніторингу проводиться класифікація (кластеризація) просторів входів і виходів з метою виділення областей, які відповідають певним станам процесу. У просторі Y (виходи) визначаються області «бажаних» результатів Y +, відповідні регламентним значенням як характеристик продуктів поділу, так і параметрів процесу.

Структура бази даних моніторингу дозволяє визначити для кожної представлені в базі «точки» Y_i простору Y відповідну їй «точку» X_i простору X (входи). З практичної точки зору це означає, що за даними моніторингу завжди можна визначити, за яких умов було отримано той чи інший результат. Наступним кроком технології є формування моделей, що описують відображення областей простору X в області простору Y . Отримані моделі при оперативному управлінні забезпечують передбачення характеристик виходів Y_t за поточними значеннями входів X_t , а в разі негативного прогнозу дозволяють оперативно визначити найбільш раціональний варіант впливу на процес, що забезпечує повернення вихідних характеристик до необхідних значень.

Таблиця 2.4 – Профілі кластерів

Змінні	Положення	Популяція	Cl 1	Cl 2	Cl 3	Cl 5	Cl 4
Розмір		66	23	19	10	7	7
_20	Середнє	15,15	17,02	14,11	11,63	18,89	13,57
_20	Відхилення	3,93	3,99	2,4	3,75	3,4	1,57
0_10	Середнє	44,4	37,59	44,54	59,73	35,63	50,4
0_10	Відхилення	11,54	9,53	5,91	11,29	7,5	5,65
10_20	Середнє	40,63	45,4	42,02	28,49	45,51	36,03
10_20	Відхилення	9,54	8,49	6,24	9,7	5,9	5
Fe mag	Середнє	21,96	21,84	22,2	21,84	22,34	21,54
Fe mag	Відхилення	0,42	0,05	0,12	0,22	0,67	0,75
Fe	Середнє	31,28	31,13	31,58	31,14	31,76	30,8
Fe	Відхилення	0,5	0,15	0,14	0,27	0,8	0,8
Q ore	Середнє	129	124,53	135,55	136,37	112,89	129,36
Q ore	Відхилення	11,48	7,51	6,92	7,65	17,23	8,32
К	43,5	37	0,602	0,456	0,339	0,86	0,7
К	46,5	17	0,398	0,264	0,095	0,14	0,177
К	40,5	12	0	0,279	0,566	0	0,123
	За межами	0	0	0	0	0	0

Специфіка завдань формування моделей збагачувальних процесів передбачає реалізацію великого обсягу обчислень. У зв'язку з цим актуально визначення найбільш раціональних варіантів організації обчислювального процесу. Для вирішення означеної проблеми запропонована концепція та архітектура інформаційної системи, яка повинна забезпечити інтегроване уявлення і систематизацію класів розв'язуваних завдань і різнорідних виконавців (використовуваних програмних засобів).

У процесі аналізу були виділені кластери високого рівня продуктивності млина. Для отримання кластерів використані Microsoft Clustering algorithm (які включають метод the Expectation Maximization і K-means clustering). Створені моделі дозволяють отримати результати, адекватні завданням оперативного управління виробничими процесами. Нелінійна залежність продуктивності від коефіцієнта кульового завантаження дозволяє отримати прийнятні показники продуктивності при зниженні витрат кулі до 5%. Найбільш раціональним для прогнозування багатостадійних схем збагачення мінеральної сировини видається варіант комбінованих рішень, що передбачає спільне використання різнотипних моделей для різних станів збагачувального процесу або різних операцій технологічних схем.

Технологія оперативного прогнозування даних моніторингу виробничих процесів передбачає інтеграцію в діючі на промислових підприємствах SCADA-системи спеціалізованих засобів комп'ютерного моделювання з метою оперативного прогнозування технологічних показників виробничого процесу. Одним з головних завдань технології є визначення формальних зв'язків між компонентами простору входів процесу. Великий об'єм даних моніторингу параметрів виробничих процесів, наданий SCADA-системами, дає підстави вважати, що позитивні результати можна отримати застосувавши методи Data Mining, котрі дозволяють не лише виявити неявні взаємозв'язки в даних, але й суттєво зменшити розмірність задачі. Перспективним також може бути застосування в рамках розглянутої технології методів нечіткої логіки та нейронних мереж для побудови моделей експрес-аналізу і прогнозування параметрів виробничого процесу за даними поточного моніторингу. Це

припущення підтверджується тим, що апарат нечіткої логіки вже включено в бібліотеки таких SCADA-систем: DELTAV, TRACE MODE, SIMATIC WINCC, LABVIEW DSC та ін. Здатність нейронних мереж до прогнозування впливає із їхньої здатності узагальнювати та виявляти приховані залежності між вхідними та вихідними даними.

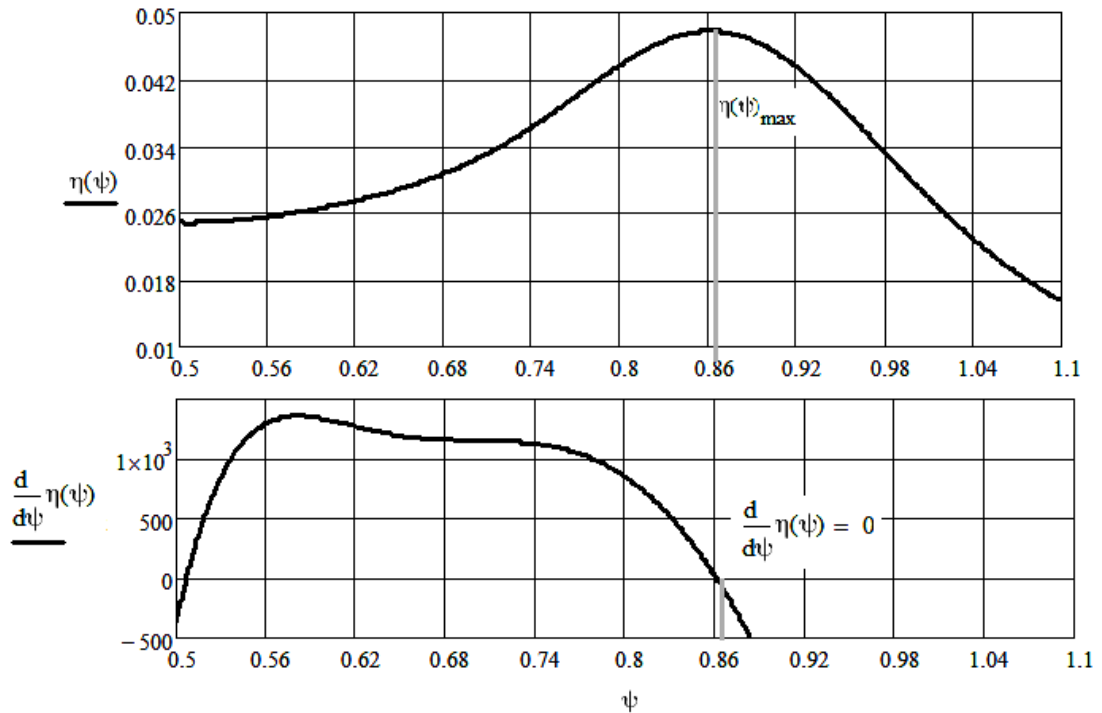


Рисунок 2.5 – Залежність коефіцієнта корисної дії η і функції диференціала коефіцієнта корисної дії $\frac{d}{d\psi} \eta(\psi)$ від коефіцієнта режиму подрібнення ψ [15]

Під час аналітичних досліджень процесу подрібнення [6] були запропоновані теоретичні підстави розрахунку енергоефективності режиму подрібнення матеріалу в шаровому млині з урахуванням характеристик подрібнюваного матеріалу. На графіку (рисунок 2.5) представлено графічне зображення функції $\eta(\psi)$ та її дослідження на екстремуми.

Вирішення диференціального рівняння встановлює значення коефіцієнта режиму подрібнення ψ – долі значення розрахункової критичної швидкості, що відповідає максимальному значенню коефіцієнта корисної дії процесу подрібнення.

У якості формального представлення багатоетапного технологічного процесу збагачення запропоновано схему (рисунок 2.6).

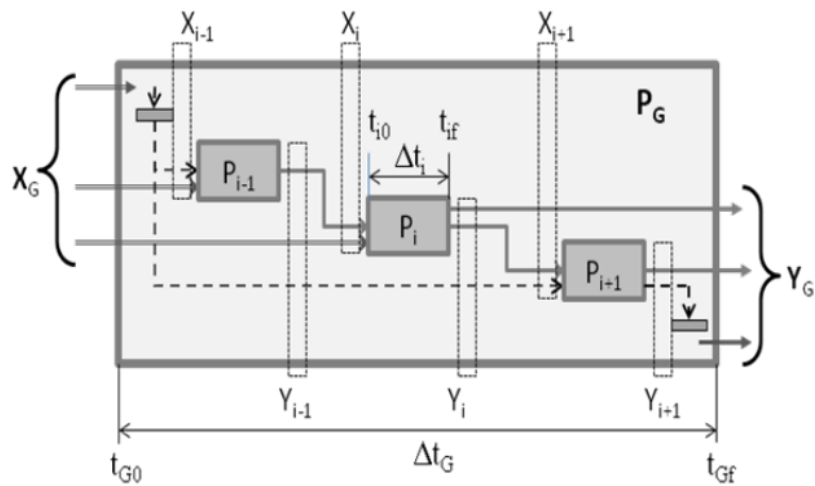


Рисунок 2.6 – Схема формального представлення багатоетапного технологічного процесу

На схемі використано такі позначення:

P_i – апарат або етап технологічної схеми P_G ;

X – множина вхідних впливів, що впливають на об'єкт керування. У дану множину в якості елементів включені як зовнішні входи P_G , так і входи окремих апаратів P_i . Входами можуть бути як керовані впливи, так і некеровані (збурення). Збурення в деяких випадках невимірні і можуть бути оцінені в словесній формі (велике, мале та ін.);

Y – множина виходів, що, аналогічно множині входів X , об'єднує виходи всієї схеми P_G і виходи окремих апаратів P_i . Усі виходи вважаються потенційно контрольованими, хоча на практиці контролюється лише частина з них.

Математична модель, що відображує динаміку технологічних показників збагачення β (вміст заліза магнітного в концентраті, %), v (вміст заліза магнітного у хвостах, %) при зміні керуючих впливів, в якості яких виступають витрати води W та частота обертів барабану сепаратора ω у загальному вигляді виглядатиме так:

$$T_1 \dot{\beta} + \beta = f_1(\omega, W) + w_1;$$

$$T_2 \dot{v} + v = f_2(\omega, W) + w_2,$$

де w_1 та w_2 – шум системи, %; T_1 та T_2 – постійні часу, с.

Але далеко не всі зв'язки між вхідними сигналами і виходами можуть бути представлені в якості класичних передаточних функцій $W(p)$. Знаючи про

наявність деякого параметра (фактора), не завжди вдається його оцінити або виміряти з достатньою точністю. Однак, якщо передбачається значний вплив фактора на динаміку процесу, йому може бути задана неявна (лінгвістична) оцінка. Інформаційний базис, забезпечений результатами моніторингу параметрів технологічних процесів збагачення, дає змогу застосувати принцип "чорного ящика" для створення імітаційних моделей цих процесів.

2.4 Аналіз технологічних процесів і режимів роботи головних млинів з метою автоматизації прийняття рішень

Якщо при роботі кульового млина періодичної дії відбирати через певні інтервали часу проби подрібненого матеріалу, визначаючи в них масу крупного класу, та надати результати у вигляді графіка, то отримаємо криві, що зображають залежність маси Q залишків крупного класу від тривалості подрібнення t , у відповідності до рис. 2.7. Ці графіки показують закономірності зменшення кількості крупного класу в подрібненому матеріалі і мають спільну для всіх руд форму гіперболічної кривої, що вказує на існування сталого зв'язку між кількістю недоподрібненого матеріалу та часом подрібнення. Вид кривих залежить від властивостей подрібнюваного матеріалу та умов подрібнення.

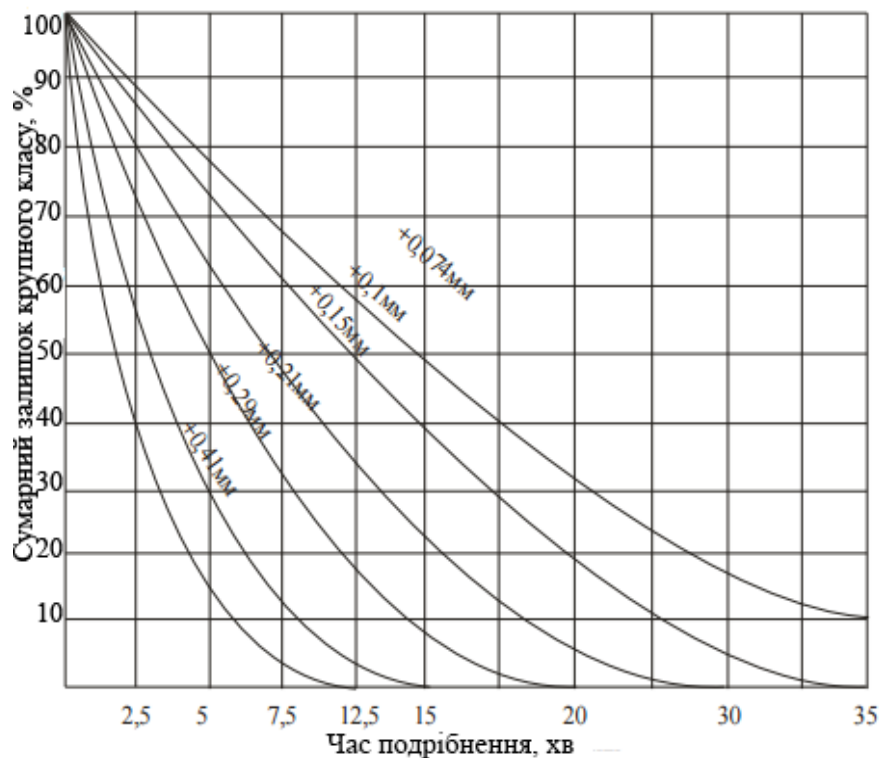


Рисунок 2.7 – Залежність маси крупного класу у розвантаженні млина від часу подрібнення [27]

Можна припустити, що швидкість подрібнення (швидкість зменшення крупного класу) пропорційна масі недоподрібненого крупного класу, що знаходиться в даний момент у млині. Одним із важливих керуючих впливів, за допомогою якого може змінюватись крупність продукту на виході млина, є витрата води у млині. Густа пульпа (з великим вмістом твердого) проходить через млин повільніше, ніж рідка. Тому при малій витраті води руда довше знаходиться під ударним та стираючим впливом куль і отримується більш тонкий готовий продукт.

Навпаки, при розрідженні пульпи вміст дрібних класів у розвантаженні млина починає падати. Чим більше циркулююче навантаження, тим меншу частку становить у ній готовий продукт при одній і тій же ефективності класифікації. Однією з головних особливостей подрібнюючого агрегату є екстремальний зв'язок між продуктивністю млина по готовому класу і циркуляційним навантаженням, відповідно до рисунку 2.8.

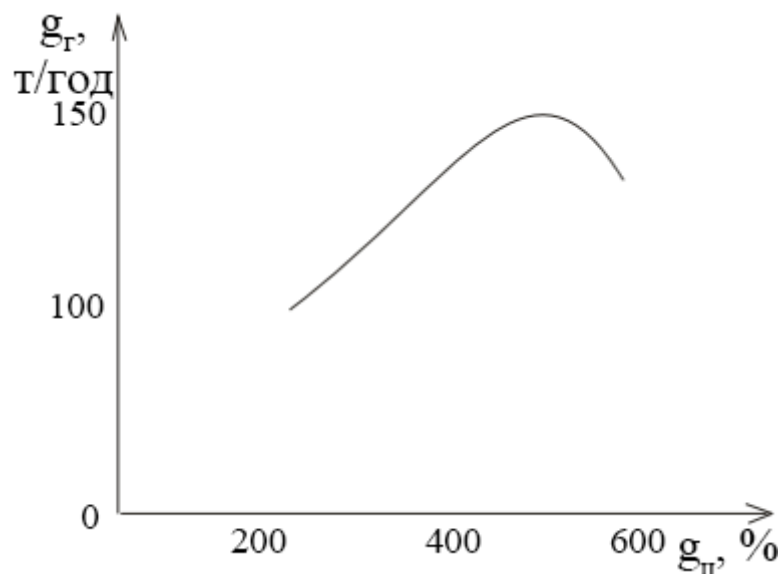


Рисунок 2.8 – Зв'язок між продуктивністю та циркуляційним навантаженням.

(g_r – продуктивність за готовим класом; $g_{\text{ц}}$ – циркуляційне навантаження)[84]

Оскільки продуктивність млина прямо пропорційна вмісту в ній великого класу, технологічне значення циркулюючого навантаження полягає в тому, що воно дозволяє збільшити утримання великого продукту в млині. При роботі в

замкнутому циклі зменшується переподрібнення матеріалу, готовий продукт, залишаючись кондиційним за розміром максимального граничного зерна, в середньому виходить крупніше, середній діаметр його збільшується, а питома поверхня зменшується. Корисна тільки та частина циркулюючого навантаження, яка представлена великим класом зерен, тому що саме ці зерна підлягають подрібненню і дають новостворений готовий продукт. Додаток великої частини циркулюючого навантаження до вихідного матеріалу збільшує кількість комбінованого завантаження в млин, підвищує швидкість проходження матеріалу, скорочуючи, таким чином, тривалість подрібнення і зменшуючи переподрібнення матеріалу, що сприяє підвищенню вмісту великого класу в матеріалі, що знаходиться в млині, і збільшення його продуктивності. Додаток готового продукту до комбінованого завантаження млина, внаслідок недосконалості класифікації хоча й збільшує швидкість проходження матеріалу через млин, в цілому негативно впливає на роботу млина.

Проходячи повторно через млин, готовий продукт переподрібнення, поглинає марно енергію й ускладнює подальші операції його збагачення. Підвищення середньої крупності руди, що надходить в млин, або збільшення твердості призводить до зростання циркулюючого навантаження, що при незмінній величині вихідного харчування млина рудою призводить до її переповнення. У разі зниження середньої крупності і твердості циркулююче навантаження знизиться і при незмінному живленні повинен залишатися резерв продуктивності. Основним показником процесу класифікації прийнято вважати середній діаметр твердих частинок, що виділяються в злив. Цей показник залежить від щільності пульпи в зливі; чим більше щільність зливу, тим більше кількість великих часток йде разом зі зливом, тобто зростає середній діаметр твердих частинок. Робота класифікатора регулюється кількістю поданої в класифікатор води, в залежності від чого змінюється щільність пульпи на зливі класифікатора. Будь-яке збільшення ефективності класифікації дає економію у витраті енергії на подрібнення завдяки зменшенню кількості переподрібнення матеріалу і дозволяє використовувати більшу частину енергії, необхідної для

обертання барабана млина, для подрібнення некондиційних великих зерен. Слід враховувати, що зміна кількості пісків призводить до додаткового перехідного процесу, викликаного зміною щільності зливу залежно від кількості і гранулометричного складу, що надходить у цей класифікатор пульпи. Перехідний процес кульового млина, відбувається при подачі води в класифікатор відповідно до рис. 2.9.

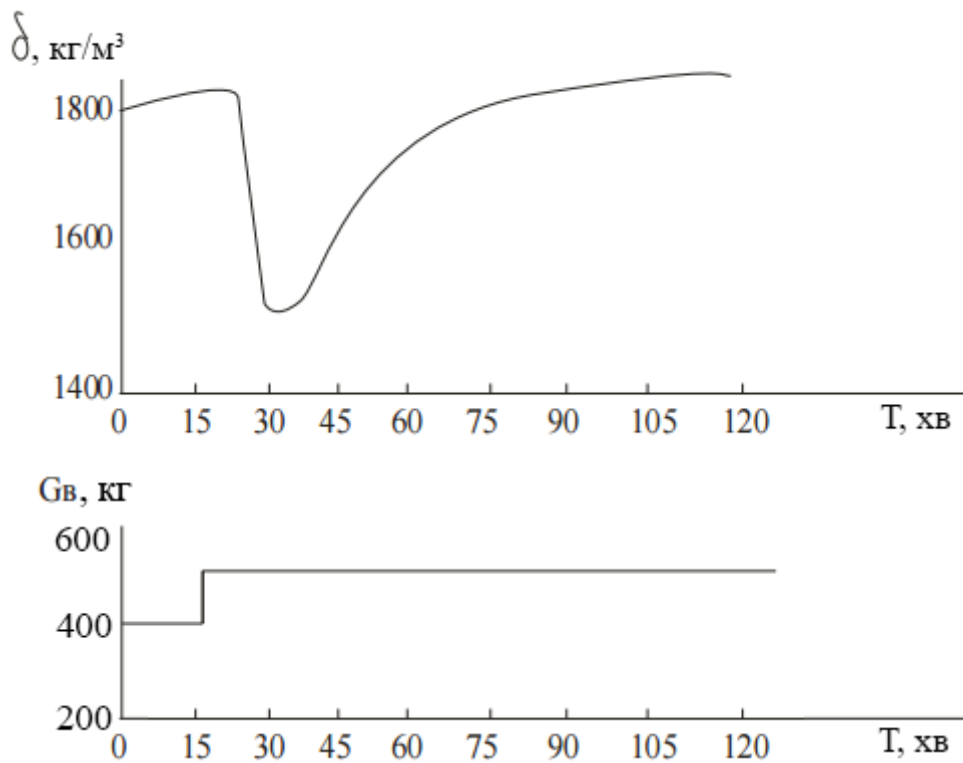


Рисунок 2.9 – Відпрацювання завдання по каналу: кількість поданої до класифікатора води – щільність пульпи (G_v – кількість поданої до класифікатора води; δ – щільність пульпи)[84]

На рисунку видно, що при подрібненні агрегат, що працює в замкнутому циклі з класифікатором, має порівняно складну передавальну функцію, яку можна отримати шляхом структурних перетворень замкнутої схеми подрібнюючого циклу. Характер кривої зміни щільності можна пояснити таким чином: при збільшенні подачі води відбувається короткочасне зниження щільності пульпи внаслідок її розрідження. У цей же час починається процес збільшення циркуляційного навантаження і повільне збільшення щільності. Перехідний процес триває більше години. Коливання щільності зливу класифікатора значною мірою позначаються на зміні величини циркулюючого

навантаження класифікатора. Експериментально встановлено, що зміна щільності зливу класифікатора на 1% викликає зміну кількості циркулюючих пісків до 30%. У роботах [6-8] описана концепція автоматизації управління процесом подрібнення, що дозволяє, за рахунок стабілізації й оптимізації робочих режимів технологічного обладнання, збільшити продуктивність при одночасному зниженні енергоспоживання і підвищенні якості вихідного продукту і тим самим забезпечити істотний економічний ефект. Основні положення концепції підтверджені результатами дослідної промислової експлуатації проектів автоматизації реалізованих на ряді збагачувальних фабрик. Найбільш типові завдання автоматизації, можуть бути вирішені за допомогою введення контурів стабілізації відповідних технологічних параметрів у порядку зменшення їх поширеності:

- стабілізація витрати руди в млині;
- стабілізація співвідношення «руда-вода» за допомогою подачі води в млин;
- стабілізація щільності зливу класифікуючого апарата (класифікатора або гідроциклона) подачею додаткової води в класифікатор або ЗУМПФ.

У 95% випадків автоматизація процесів подрібнення цим і обмежується.

Стабілізація витрати руди. Це завдання є безумовно важливим, без нього вкрай важке отримання будь-якого ефекту, тому 20-30 років тому саме з нього починалася автоматизація подрібнення. Але реальна продуктивність млина змінюється через постійні зміни властивостей руди та інших факторів, що змушує оператора міняти завдання по руді, підлаштовуючись під мінливі умови. Постійно змінюється об'ємне заповнення млина рудою, що змушує оператора тримати продуктивність млина нижче оптимальної через ризик аварійного перевантаження, пов'язаного з переповненням млина.

Тобто підтримання стабільної подачі руди не дозволяє максимально використовувати поточну продуктивність млина і в цілому призводить до зниження загальної продуктивності і збільшення енерговитрат. Добовий зріз процесу одного з головних млинів (рис. 2.10) [8] показує, що стабілізація подачі руди не усуває істотних коливань об'ємного заповнення млина (за даними

приладу віброакустичного контролю на графіку – приладу типу «ВАЗМ») і відсотка виходу готового класу (на графіку – ВГК). Система явно втрачає близько 10-15% продуктивності через те, що оператор не ризикує піднімати продуктивність через побоювання перевантаження. Тут і далі на графіках вісь абсцис – час, вісь ординат – технологічні параметри. Підтримка співвідношення «руда-вода». Цей контур стабілізації, безумовно, покращує режими подрібнення. Однак при роботі в замкнутому циклі, коли до вихідної руди додається циркуляційне навантаження, обсяг якої може в кілька разів перевищувати обсяг завантажуються руди, яка завантажуються, стабілізація щільності режимів порушується через можливі коливання циркуляційного навантаження в кілька разів. На тлі відносно стабільної подачі руди об'єм циркулюючої навантаження змінюється в кілька разів (рис. 2.10).

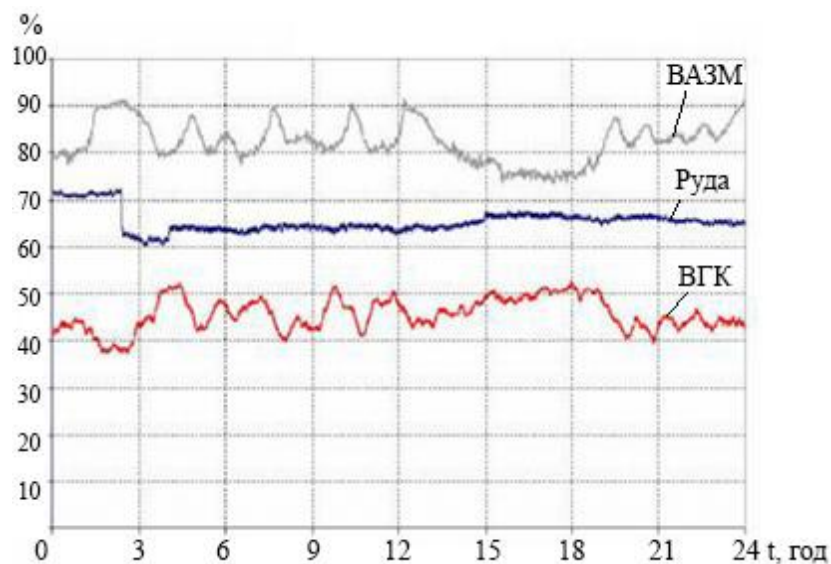


Рисунок 2.10 – Добовий зріз процесу головного млина, де ВАЗМ – дані приладу віброакустичного контролю; ВГК – вихід готового класу; Руда – подача руди.

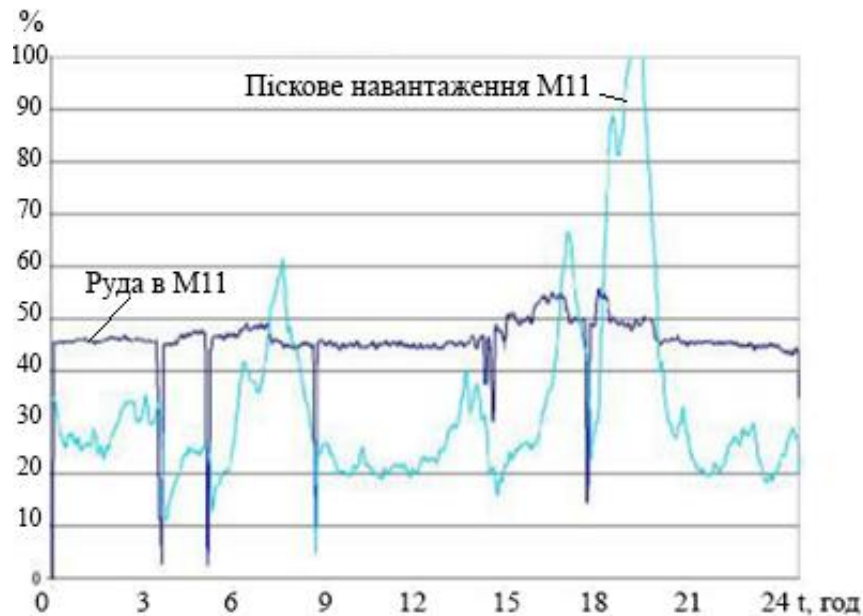


Рисунок 2.11 – Співвідношення руди і піскового навантаження млина

Обмеженість такого підходу полягає в тому, що залежно від якості поточної руди для оптимізації процесу повинні змінюватися також і режими щільності. Стабілізація щільності зливу класифікуючого апарата. З одного боку наявність даного контуру стабілізації дозволяє підтримати необхідні щільнісні режими подальших стадій збагачення. Стабільність щільності важлива для магнітних, гравітаційних і флотаційних методів збагачення. Але стабілізувати гранулометричний склад зливу класифікатора цим контуром можна з великими застереженнями. На рис. 2.12 [8] наведено масив даних (місячний зріз), відповідних одночасним вимірюванням щільності зливу гідроциклону і виходу готового класу $-0,074$ мм для умов збагачувальної фабрики. Прослідкуємо, чи не спостерігається однозначного відповідності щільності і гранулометричний склад.

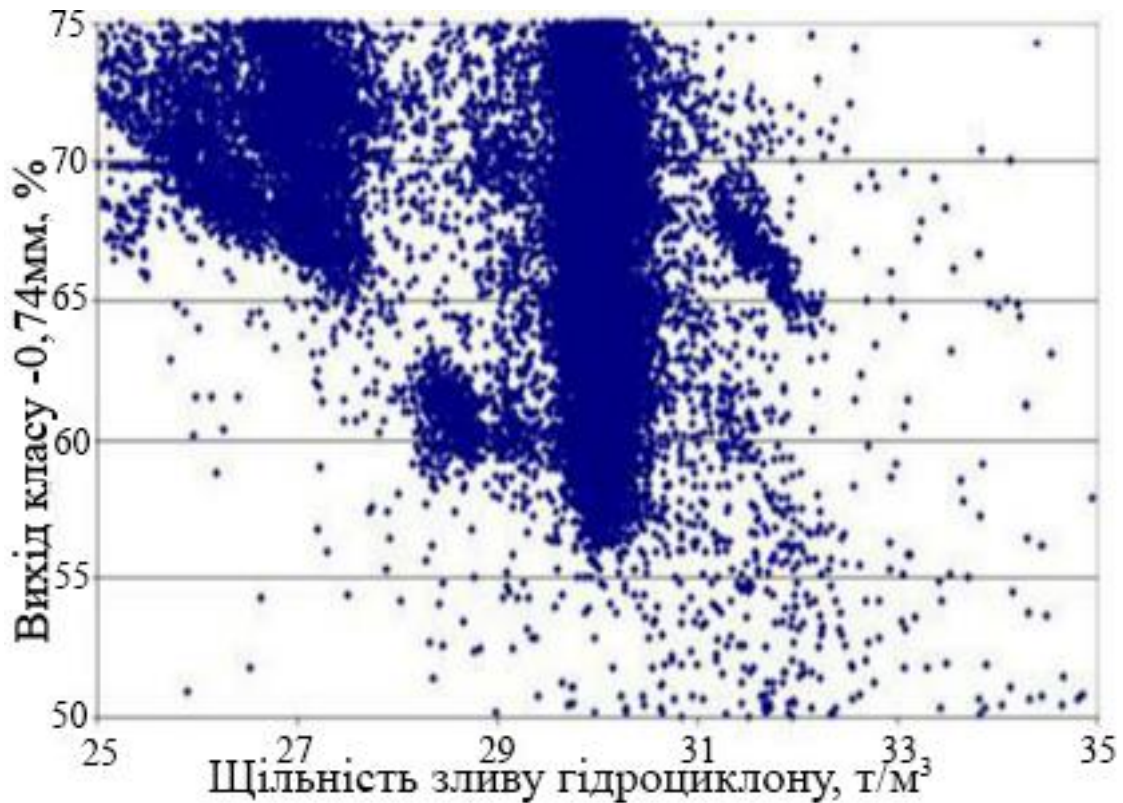


Рисунок 2.12 – Місячний зріз щільності зливу гідроциклону і виходу готового класу[8]

Одним з методів, що дозволяє відстежити, в якій мірі змінюються властивості руди й умови подрібнення, є контроль об'ємного заповнення млина рудою. Підтримуючи об'ємне заповнення на максимально можливому рівні, можна домогтися таких результатів: по-перше, використовувати млин у режимі максимально можливої в даних умовах продуктивності; по-друге, знизити абсолютну і питому витрату електроенергії, що пояснюється відомим ствердженням, що мінімум енергії руйнування досягається при максимумі можливого об'ємного заповнення; по-третє, стабілізація об'ємного заповнення певною мірою стабілізує циркуляційне навантаження. Це пояснюється тим, що остання складається з двох частин: циркуляційного обсягу, що знаходиться в млині і обсягу, що знаходиться в контурі класифікуючого апарату. Стабілізація циркуляційної навантаження в деякій мірі покращує стабілізацію щільнісного режиму при підтримці співвідношення «руда-вода». Якщо ж перейти на контур «об'ємне заповнення водою» (тверде до рідкого), то стабілізація щільнісних режимів подрібнення буде підтримуватися з більш високою точністю. Інший спосіб, який поліпшує роботу для подріблення комплексів, перехід до

управління безпосередньо за вимірюванням гранскладу подрібненого продукту, що є найбільш адекватним. З огляду на те, що на грансклад впливають багато факторів, може бути запропоновано комбіноване управління, коли заданий вихід готового класу при поточній продуктивності забезпечується регулюванням водних режимів млина й класифікатора, а при досягненні обмежень зміною поточної продуктивності. Прямі методи контролю об'ємного заповнення млина рудою відсутні. Проблема вирішується застосуванням віброакустичних інтелектуальних аналізаторів (типу ВАЗМ-1), також для млинів самоздрібнювання досить ефективний радіоізотопний контроль. Безперервний контроль гранулометричного складу пульпи можливий різними методами: оптичним, седиментаційним (по кривій осадження твердого в пульпі), безпосередньо механічним. Прилад встановлюється в жолобі класифікатора, трубопроводі й вимірює відсоток виходу заданого класу в реальному масштабі часу. У порівнянні з режимом стабілізації витрати руди, робота в режимі стабілізації об'ємного заповнення млина рудою на рівні близькому до оптимального, дає можливість підняти середню продуктивність на 10-15% за рахунок того, що підтримувався режим максимально можливої продуктивності в поточних умовах. Одночасно на ті ж 10-15% скоротилася питома витрата електроенергії.

Оптимізація переробки за об'ємним заповненням може забезпечити збільшення на 2-4% переробки по руді при одночасному підвищенні виходу готового класу до 2% і зниженні витрати електроенергії на 1,5-2,5% [8]. Наявність гранулометрії в системі дозволяє мати постійну інформацію про продуктивність комплексу по готовому класу. Вибір об'ємного заповнення здійснюється на основі необхідного значення по виходу готового класу.

Незважаючи на велику кількість робіт, які порушують питання оптимізації режимів роботи збагачувального обладнання та оптимального або інтелектуального управління первинними стадіями збагачення, їх широкого застосування не спостерігається. Існуючі автоматизовані системи здійснюють, переважно, контроль-інформаційні функції й орієнтовані на прийняття рішень досвідченим людиною-оператором. Причини цього такі:

- складність інструментального визначення ступеня завантаження млинів;
- складність оцінки величини циркуляційного навантаження;
- невизначеність у параметрах якості, твердості і збагачувальної руди;
- складний взаємний вплив усіх факторів технологічного процесу один на одного і відсутність формального опису цих процесів, достатнього для програмного пошуку оптимального рішення;

- заходи щодо підвищення продуктивності неефективні без забезпечення рівномірного завантаження млинів і ведуть до перевантажень і аварійних зупинок. Необхідно розробляти свої надійні й недорогі способи визначення завантаження млинів, обсягу циркуляційного навантаження, якості руди і куль. Це можливо при розвитку інформаційних технологій інтелектуального аналізу суміщених даних прямих вимірювань доступних величин і статистики.

Моделювання процесів у подрібнюючо-класифікуючому обладнанні та їх параметризація на основі аналізу записів до бази даних є перспективним напрямком і дозволить вирішити задачу непрямими вимірами за допомогою наявних надійних вимірювально-перетворювальних систем. Концептуальні моделі, що описують процеси подрібнення й класифікації, повинні враховувати складнозалежні фактори:

- зміна якості руди вимагає корегування щільності зливу класифікатора;
- стабілізація співвідношення руда-вода в млинах недостатня для забезпечення оптимальності процесу;
- вихід готового класу нежорстко залежить від щільності зливу, на нього впливає ряд факторів, що збурюють;
- об'ємне заповнення млинів слід вибирати на основі гранулометричного контролю в реальному часі й оцінки продуктивності по готовому класу;
- оптимальне об'ємне заповнення млинів також залежить від якості руди (ніж руда гірше, тим більше повинно бути заповнення);
- циркуляційне навантаження сильно впливає на об'ємне заповнення млинів і якість їхньої роботи.

Моделі обумовлюють розробку спеціальних методів налаштування й розвиток методів автоматизованого прийняття управлінських рішень на їх основі з урахуванням складних критеріїв:

- вкрай бажано стабілізувати витрату руди і щільність зливу класифікатора, що важливо для подальших стадій технологічного процесу;
- не можна допускати перевантаження електроприводів млинів;
- питомі енерговитрати знижуються з ростом завантаження млинів і зменшенням переподрібнення. Подальше підвищення ефективності первинних процесів збагачення однозначно пов'язане зі створенням інтелектуальних інформаційних технологій, що дозволяють автоматизувати процеси прийняття рішень технологами, врахувати відомі залежності й виконати пошук оптимальних рішень з урахуванням наявних невизначеностей.

2.5 Висновки до розділу 2

1. Системно проаналізовано технологічні сорти руд з точки зору кореляції з діаметром рудомінеральні вкрапленості або міцністю руди. Дослідження на стиснення зразків породи показують існування закономірності процесу деформування й руйнування матеріалу гірських порід. Ці закономірності стійкі й дозволяють проводити з достатньою для практики точністю формалізацію процесу подрібнення магнетитових кварцитів.

2. Підчас дослідження, проведеного на базі підприємства ПАТ «ІнГОК», шляхом кореляційних підходів була проаналізована технологічна статистика секції збагачення. При спробі виявити залежність продуктивності по руді від вмісту фракцій (0-10 мм, 10-20 мм, 20+ мм), коефіцієнта шарового завантаження, вмісту заліза (загального та частки магнітного) була отримана низька кореляція.

3. Шляхом застосування методології пасивного експерименту підтверджено, що параметром, який дозволить значно поліпшити результати прогнозування продуктивності, є міцність руди. Але швидкість зміни сировини не дозволяє застосувати методи прямого визначення даного показника. Подальші дослідження направлені на обробку даних сировинної бази

підприємства з метою виявлення зв'язків міцності руди з іншими параметрами та розробки методу непрямого визначення даного показника.

Результати досліджень, що наведені в цьому розділі, представлені в таких публікаціях:

1. Купін А.І., Музика І.О., Сенько А.О., Коваленко К.А., Мисько Б.С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 29(68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168-173.

2. Сенько А. О. Моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2015 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2015. – С. 63–64.

3. Купін А.І., Мисько Б.С., Сенько А.О. Система ситуаційного керування технологічними процесами збагачення на основі непрямого визначення властивостей первинної сировини *Автоматика 2016* : тези доп. XXIII міжнарод. конф. з автомат. управ. (м. Суми, 22-23 вересня 2016 р.). Суми, 2016. С. 138–139.

РОЗДІЛ 3

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ПОДРІБНЕННЯ РУДИ

У попередніх розділах неодноразово зазначалося, що можливості здійснювати оперативний контроль або прямі вимірювання з необхідною точністю в режимі реального часу низки важливих параметрів ТП збагачення в умовах сучасних ГЗК фактично не існує (відсутність приладів; доволі повільна дискретність; необхідність у попередньому пробовідборі, додатковому їх аналізі або дослідженні в лабораторних умовах тощо [105]). Особливо це стосується показників, що характеризують фізико-хімічні, фізико-механічні, мінералогічні властивості первинної руди (міцність, дробимість, щільність, середній розмір вкраплення, співвідношення мінеральних різновидів тощо).

У той же час, зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб непрямого визначення таких властивостей на основі використання сучасних ІТ, штучного інтелекту (зокрема, СКПР та/або експертних систем, нейронних мереж, нечіткої логіки, генетичних алгоритмів тощо). На відміну від класичних способів та засобів безпосереднього вимірювання (наприклад, датчиків), системи із використанням інтелектуальних ІТ мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Причому такому узагальненню можуть підлягати фактори, що погано формалізуються із використанням звичайних математичних методів (наприклад, власний досвід або інтуїція фахівців та ін.). Разом з тим, досвід свідчить, що на розробку та впровадження інтелектуальних систем та ІТ витрачається значно менше коштів за рахунок зменшення необхідності використання коштовного обладнання (датчики, засоби телекомунікації тощо). Саме інтелектуальні системи за рахунок застосування математичних моделей розумової діяльності людини, узагальнюючих властивостей, вбудованої нелінійності та адаптивності при забезпеченні певних умов дозволяють вирішувати такі завдання [74, 82, 89].

Зазначені факти обумовили подальше використання саме нейромережових технологій прогнозування, фрактальних підходів, кластеризації

та ГА для оптимізації ТП, враховуючи їх потенційно високу ефективність особливо в умовах наявності неповної та/або нечіткої інформації [123].

3.1 Вибір архітектури нейромережі

На даний момент існує велика кількість систем автоматичного регулювання окремими параметрами технологічного процесу подрібнення шарового млина. До таких систем відносять системи регулювання вхідних параметрів (живлення млина рудою та водою) і системи, що регулюють умови подрібнення (частота обертання млина та довантаження куль у млин). Дані системи відрізняються різноманітністю в постановках, використаному математичному апараті, а також використаних засобах розробки та реалізації. Спроби їх прямого об'єднання для створення єдиної автоматизованої системи не дали успіхів [13].

Техніко-мінералогічні різновиди руд Північного ГЗК за показником міцності за шкалою проф. М.М. Протод'яконова змінюються переважно в межах 6–9 балів. Загальна тенденція зменшення міцності зразків при збільшенні їхнього розміру пояснюється наявністю в них великих і дрібних тріщин, кількість яких зі зменшенням крупності зразків зменшується.

Виходячи з описаного технологічного процесу загальну структуру прогнозуючої моделі можна поділити на декілька блоків (рис. 3.1).

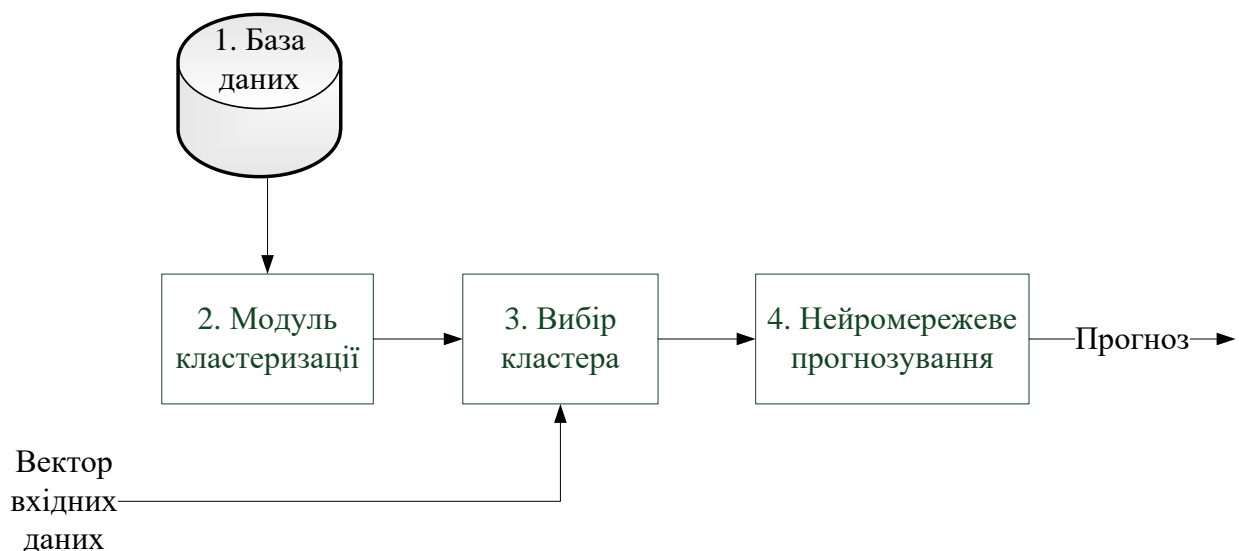


Рисунок 3.1 – Загальна структура прогнозуючої моделі

Технологія оперативного прогнозування даних моніторингу виробничих процесів передбачає інтеграцію в діючі на промислових підприємствах SCADA-системи спеціалізованих засобів комп'ютерного моделювання з метою оперативного прогнозування технологічних показників виробничого процесу. Одним з головних завдань технології є визначення формальних зв'язків між компонентами простору входів процесу. Великий об'єм даних моніторингу параметрів виробничих процесів, наданий SCADA-системами, дає підстави вважати, що позитивні результати можна отримати, застосувавши методи Data Mining, котрі дозволяють не лише виявити неявні взаємозв'язки в даних, але й суттєво зменшити розмірність задачі. Перспективним також може бути застосування в рамках розглянутої технології методів нечіткої логіки та нейронних мереж для побудови моделей експрес-аналізу і прогнозування параметрів виробничого процесу за даними поточного моніторингу. Це припущення підтверджується тим, що апарат нечіткої логіки вже включено в бібліотеки таких SCADA-систем: DELTAV, TRACE MODE, SIMATIC WINCC, LABVIEW DSC та ін. Здатність нейронних мереж до прогнозування впливає із їхньої здатності узагальнювати та виявляти приховані залежності між вхідними та вихідними даними.

У рамках дослідження найбільшу перспективу мають нейромережі зустрічного розповсюдження. Мережі цього типу мають менший час навчання ніж мережі зворотного розповсюдження. Тому така мережа оперативно відреагує на зміну умов процесу збагачення, пов'язану із флуктаціями характеристик вхідної сировини. У нейромережі зустрічного розповсюдження об'єднані такі алгоритми: самоорганізуюча карта Кохонена та зірка Гроссберга. Їх об'єднання призводить до зростання узагальнюючих властивостей мережі.

Створена модель представлена стандартною трьохшаровою (0-2) нейромережею зустрічного розповсюдження. Нейрони шару 0 слугують точками розгалуження і не беруть участі в обчисленнях. Кожен нейрон шару 0 пов'язаний з кожним нейроном шару 1 (шар Кохонена). Аналогічно пов'язані нейрони шару 1 і 2.

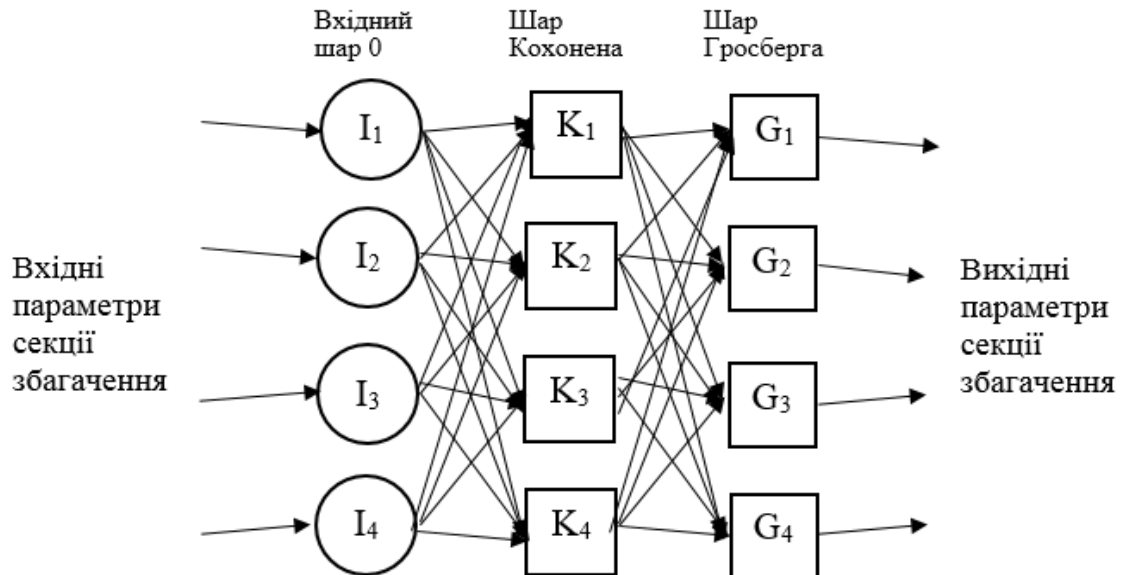


Рисунок 3.2 – Мережа із зустрічним розпізнаванням без зворотних зв'язків

Вихід кожного нейрона шару є сумою зважених входів. У результаті порівняльного оцінювання зважених сум входів нейронів Кохонена визначається «переможець» – нейрон, для котрого це значення максимальне. Виходу цього нейрона буде присвоєно значення 1, а іншим нейронам шару Кохонена – 0. Шар Кохонена класифікує вхідні вектори в подібні групи. Тим самим забезпечується відображення багатомірного простору входів в окіл однієї і тієї ж точки простору виходів.

Використання нейромережевої моделі передбачає апіорну класифікацію станів системи (процесу збагачення) на скінченне число варіантів. З кожним станом пов'язаний набір корегуючих впливів, що передбачають конкретні зміни керуючих параметрів. У якості основного критерію класифікації використовується значення вихідних векторів Y . Для визначення поточного стану процесу проводиться порівняння виходу нейромережевої моделі та збережених в інформаційній базі систем векторів, що визначають стан процесу збагачення.

Найбільш раціональним для прогнозування багатостадійних схем збагачення є варіант комбінованих рішень, що передбачає спільне використання моделей різних типів для різних станів процесу збагачення або різних компонентів (апаратів) схеми збагачення. Зважаючи на багатомірність задач, гетерогенність параметрів та наявність суттєвої невизначеності в

залежностях між параметрами реальних виробничих процесів, для побудови моделі пропонується використовувати методи Data Mining. Створені моделі дозволяють отримати результати, адекватні задачам оперативного управління технологічним процесом.

Подібно до інших нейронних мереж, мережа зустрічного поширення (МЗП) працює у двох режимах: навчання і використання. У першому випадку на входи подаються одночасно вектор X та вектор Y , внаслідок чого відбувається корекція вагових коефіцієнтів. У другому режимі можна подавати на вхід або X , або Y , а на виході одержуємо значення як X , так і Y .

Мережа загалом функціонує таким чином: на вхід подають перший образ X , у кожному нейроні шару Кохонена розраховується активація $A_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i = W^T X$. Втім, вихід нейронів не обчислюється за якоюсь гладкою функцією. Використовується турнірний відбір кращого з кандидатів й приймається:

$$OUT_p^{Koh} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_p = \max_j A_j \\ 0 & \text{if else} \end{cases}.$$

Очевидно, що на виході лише одного нейрона шару Кохонена буде "1", решта мають видавати "0". Переможцем, звичайно, буде той нейрон, ваги якого найбільш близькі до вхідного образу. На наступному кроці виконується корекція вагових коефіцієнтів, які інцидентні нейрону, що виграв.

Шар Гроссберга функціонує подібно до шару Кохонена. Активація нейронів його шару $B_j = \sum_{i=1}^n v_{ij}OUT_i^{Koh}$. На виході нейронів шару Гроссберга будуть ваги, інцидентні нейрону шару Кохонена, що "виграв", $OUT_j^{Koh} = B_j$.

Далі коригуємо ваги, інцидентні цьому нейрону, аби виходи мережі співпадали (були максимально близькими) з величинами у зразку. Цикл завершується і на вхід мережі подається наступний образ.

У результаті багаторазового виконання вказаної процедури вагові коефіцієнти шару Гроссберга повинні співпадати або бути достатньо близькими до вхідних образів.

Крок 1. Нормуємо кожен елемент таблиці в межах рядка.

Крок 2. Генеруємо випадковим чином вагові коефіцієнти і обов'язково їх нормуємо, тим самим скорочуючи процес навчання.

Крок 3. Подаємо на вхід мережі рядок матриці $Z = |X, Y|$ і розраховуємо скалярні добутки з векторами вагових коефіцієнтів, які зв'язані з усіма нейронами шару Кохонена.

Крок 4. Серед усіх скалярних добутків вибираємо добуток із максимальним значенням і налаштуємо вагу відповідного нейрона згідно з виразом

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(X - W_{old}),$$

де W_{old} – попереднє значення ваги, W_{new} – його нове значення, α – коефіцієнт навчання, який спочатку має дорівнювати близько $1/\sqrt{2}$ і поступово зменшуватися в процесі навчання. Вихід нейрона, що „виграв”, дорівнює одиниці, всіх інших – є нулем.

Крок 5. Вихідний вектор шару Кохонена подається на шар нейронів Гроссберга. У кожному нейроні шару Гроссберга звичайним способом розраховується активація.

Крок 6. Коригуємо всі ваги шару Гроссберга відповідно до виразу:

$$v_{ij}^{new} = v_{ij}^{old} + \beta(Y_j^k - v_{ij}^{old})\chi_i^{koh}$$

де $Y_j^k - v_{ij}^{old}$ – та компонента реального вектора виходу; v_{ij}^{old} – попереднє значення вагового коефіцієнта шару Гроссберга, v_{ij}^{new} – нове значення того ж вагового коефіцієнта, β – швидкість навчання – має той же сенс, що і α ; χ_i^{koh} – ознака нейрона-переможця попереднього шару

Крок 7. Якщо показані не всі образи з вихідної таблиці, повернення на крок 3, інакше – далі.

Крок 8. Для усіх навчальних прикладів перевіряється похибка між реальними та отриманими значеннями по Y_j^k . Якщо точність недостатня, зменшують значення α та β , рандомізують рядки таблиці вхідних даних і повертаються до кроку 3, інакше – далі.

Крок 9. Закінчення алгоритму. Мережа готова до роботи.

Під час дослідження проведено обробку статистичних даних, отриманих на першій стадії подрібнення залізної руди. У якості вхідних параметрів використані показники гранулометричного складу сировини. Метою експерименту було виявлення зв'язків між процентним співвідношенням різних класів крупності та продуктивністю млина.

Експериментальним шляхом були оброблені результати для наступних топологій нейронних мереж: багат шаровий перцептрон, узагальнено-регресійна нейронна мережа, ймовірнісна нейронна мережа.

Для моделювання була обрана модель ймовірнісної нейромережі, що отримала максимальний коефіцієнт кореляції і проведених варіацій експерименту. Дана топологія дозволяє вирішити задачу класифікації й групування в умовах невизначеностей.

Архітектура такої мережі базується на архітектурі радіально-базисної мережі, але в якості другого шару використовується «конкуруючий» шар, що підраховує ймовірність належності вхідного вектора до того чи іншого класу, і співставляє вектор з тим класом, ймовірність належності до котрого найвища. Важлива перевага цих мереж в тому, що вихідне значення має ймовірнісне значення і в тому, що мережа PNN швидко навчається.

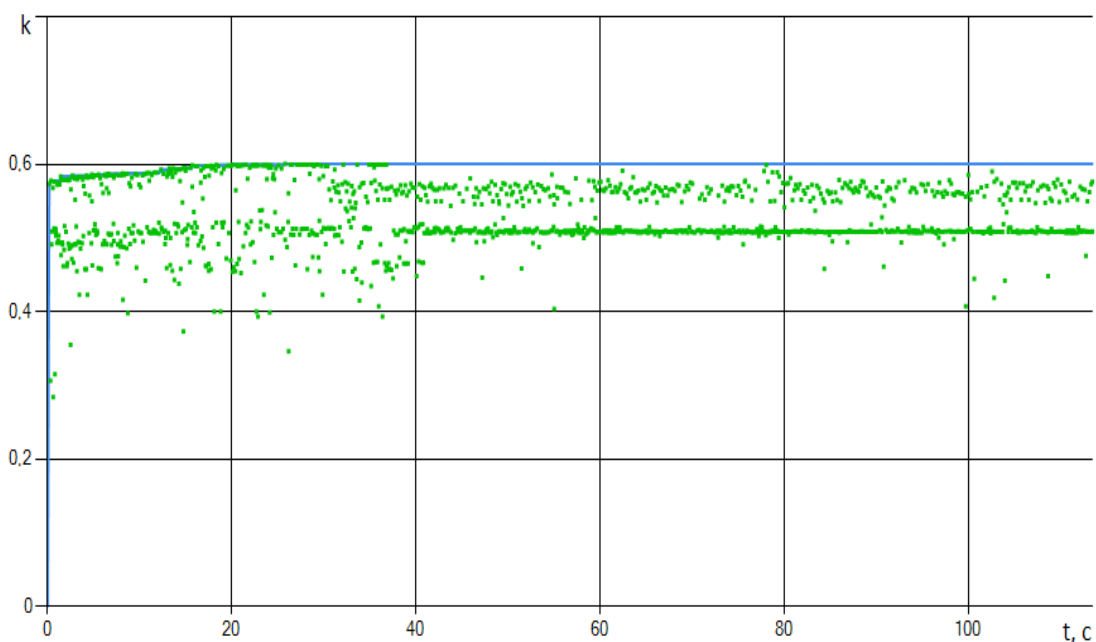


Рисунок 3.3 – Кореляція між фактичними та прогнозованими показниками продуктивності k у процесі навчання

В режимі функціонування нейронної мережі надається вхідний сигнал \vec{x} та формується вихідний сигнал вектор \vec{y}

$$y_j^{K1} = W_{1j}^1 x_1 + W_{2j}^1 x_2 + \dots + W_{Nj}^1 x_N = \sum_{l=1}^n W_{lj}^1 x_l \quad (3.1)$$

y_j^{K1} – вихід j-го нейрону Кохонена до активації;

\vec{W}_j – вектор синоптичних ваг j-го нейрону Кохонена.

Шар Гроссберга працює сумісно із шаром, що видає єдину одиницю на виході (Шар Кохонена у режимі акредитації)

Вхід шау Гроссберга є зваженою сумою виходів шару Кохонена, тобто є шаром нейронів з лінійними функціями активації.

$$y_j^G = W_{1j}^2 y_1^K + W_{2j}^2 y_2^K + \dots + W_{mj}^2 y_n^K = \sum_{l=1}^m W_{lj}^2 y_l^K \quad (3.2)$$

Коли шар Кохонена функціонує так, що лише один вихід рівний 1, а всі інші рівні 0, тобто

$$y_j^K = \begin{cases} 1, & \text{if } y_j^{K1} = \max_j y_j^{K1} \\ 0 & \text{if else} \end{cases} \quad (3.3)$$

тоді кожен нейрон шару Гроссберга видає величину синоптичної ваги, що зв'язує цей нейрон з єдиним нейроном Кохонена, вихід котрого відмінний від 0

$$y_j^G = W_{ij}^2$$

При прогнозуванні критерію міцності ваги шару Гроссберга визначатимуть показники міцності руди за шкалою Протод'яконова (від 4 до 10)

В якості вхідних параметрів \vec{x} використовується гранулометрія класу 0-10мм, гранулометрія класу 10-20мм, вміст заліза, вміст магнітного заліза, хвости, продуктивність, живлення рудою, живлення водою, завантаження кулями, споживана енергія. В результаті навчання на ваги шарів Гроссберга та Кохонена набуватимуть значень:

$$y_1^{K1} = 0,080937x_1 + 0,122394x_2 + 0,049581x_3 + 0,020384x_4 + 0,119412x_5 + 0,078495x_6 \\ + 0,094954x_7 + 0,181324x_8 + 0,181324x_9 + 0,049573x_{10}$$

$$y_2^{K1} = 0,091485x_1 + 0,130043x_2 + 0,05834x_3 + 0,028495x_4 + 0,18461x_5 + 0,080595x_6 \\ + 0,075305x_7 + 0,178491x_8 + 0,029506x_9 + 0,059602x_{10}$$

$$y_3^{K1} = 0,11127x_1 + 0,142284x_2 + 0,047487x_3 + 0,043648x_4 + 0,122469x_5 + 0,078495x_6 \\ + 0,072638x_7 + 0,166825x_8 + 0,036645x_9 + 0,047718x_{10}$$

$$y_4^{K1} = 0,074950x_1 + 0,11193x_2 + 0,0877493x_3 + 0,040049x_4 + 0,118495x_5 + 0,083749x_6 \\ + 0,075531x_7 + 0,127711x_8 + 0,0444402x_9 + 0,054183x_{10}$$

$$y_5^{K1} = 0,068493x_1 + 0,128459x_2 + 0,077493x_3 + 0,0644442x_4 + 0,127482x_5 + 0,081928x_6 \\ + 0,093739x_7 + 0,117729x_8 + 0,049273x_9 + 0,032639x_{10}$$

$$y_6^{K1} = 0,083648x_1 + 0,117492x_2 + 0,02374x_3 + 0,027497x_4 + 0,0784902x_5 + 0,1137395x_6 \\ + 0,097493x_7 + 0,187394x_8 + 0,028526x_9 + 0,030078x_{10}$$

$$y_7^{K1} = 0,073842x_1 + 0,118004x_2 + 0,053475x_3 + 0,068492x_4 + 0,118501x_5 + 0,086384x_6 \\ + 0,13945x_7 + 0,29561x_8 + 0,042648x_9 + 0,023885x_{10}$$

$$y_j^{G-1} = 4y_1^K + 5y_2^K + 6y_3^K + 7y_4^K + 8y_5^K + 9y_6^K + 10y_7^K$$

Навчання нейронної мережі проведено засобами середовища NeuroSolution. Навчальна вибірка містила 1000 записів.

В якості альтернативних функцій активації запропоновані $f(x) = tg^{-1}(x)$ та $f(x) = \frac{x}{\sqrt{1+ax^2}}$. При зміні функції активації та повторному навчанні були отримані результати, наведені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Вплив функцій активації на результати навчання

Функція активації	Кореляція між фактичними та прогнозованими параметрами	Середньоквадратична похибка
Одинична сходинка	0,474	0,0271
Арктангенс	0,397	0,0354
Зворотній квадратний корінь	0,281	0,0331

Для обраної функції активації було проведено дослідження впливу кількості епох на результати навчання. Зі збільшенням часу навчання були отримані наступні моделі:

$$y_1^{K1.2} = 0,074477x_1 + 0,120707x_2 + 0,04242x_3 + 0,016497x_4 + 0,121095x_5 + 0,079242x_6 \\ + 0,076362x_7 + 0,173511x_8 + 0,173511x_9 + 0,044158x_{10}$$

$$y_2^{K1.2} = 0,091006x_1 + 0,130676x_2 + 0,048429x_3 + 0,020499x_4 + 0,084595x_5 + 0,070039x_6 \\ + 0,074301x_7 + 0,18758x_8 + 0,022009x_9 + 0,054591x_{10}$$

$$y_3^{K1.2} = 0,120411x_1 + 0,139402x_2 + 0,054014x_3 + 0,038888x_4 + 0,114091x_5 + 0,069369x_6 \\ + 0,070266x_7 + 0,162143x_8 + 0,046316x_9 + 0,046065x_{10}$$

$$y_4^{K1-2} = 0,086925x_1 + 0,127056x_2 + 0,053908x_3 + 0,026574x_4 + 0,026574x_5 + 0,072854x_6 \\ + 0,092304x_7 + 0,17893x_8 + 0,173365x_9 + 0,044096x_{10}$$

$$y_5^{K1-2} = 0,092013x_1 + 0,123866x_2 + 0,049315x_3 + 0,03067x_4 + 0,193594x_5 + 0,086372x_6 \\ + 0,078594x_7 + 0,169733x_8 + 0,019969x_9 + 0,069007x_{10}$$

$$y_6^{K1-2} = 0,110872x_1 + 0,143763x_2 + 0,05353x_3 + 0,046177x_4 + 0,120062x_5 + 0,07329x_6 \\ + 0,070977x_7 + 0,165954x_8 + 0,045886x_9 + 0,052772x_{10}$$

$$y_7^{K1-2} = 0,085318x_1 + 0,133782x_2 + 0,048385x_3 + 0,024344x_4 + 0,184612x_5 + 0,081892x_6 \\ + 0,070414x_7 + 0,17815x_8 + 0,033063x_9 + 0,050298x_{10}$$

$$y_j^{G-2} = 4y_1^K + 5y_2^K + 6y_3^K + 7y_4^K + 8y_5^K + 9y_6^K + 10y_7^K$$

$$y_1^{K1-3} = 0,080597x_1 + 0,123434x_2 + 0,041181x_3 + 0,020264x_4 + 0,119315x_5 + 0,072428x_6 \\ + 0,094445x_7 + 0,181237x_8 + 0,024594x_9 + 0,042032x_{10}$$

$$y_2^{K1-3} = 0,091477x_1 + 0,131943x_2 + 0,058122x_3 + 0,028552x_4 + 0,18728x_5 + 0,080335x_6 \\ + 0,075314x_7 + 0,178155x_8 + 0,029547x_9 + 0,059123x_{10}$$

$$y_3^{K1-3} = 0,11507x_1 + 0,142334x_2 + 0,047112x_3 + 0,043128x_4 + 0,122935x_5 + 0,073781x_6 \\ + 0,072638x_7 + 0,166825x_8 + 0,036645x_9 + 0,047718x_{10}$$

$$y_4^{K1-3} = 0,074656x_1 + 0,12293x_2 + 0,081743x_3 + 0,040043x_4 + 0,118487x_5 + 0,083761x_6 \\ + 0,075532x_7 + 0,121715x_8 + 0,044289x_9 + 0,058369x_{10}$$

$$y_5^{K1-3} = 0,068943x_1 + 0,126451x_2 + 0,073496x_3 + 0,0644241x_4 + 0,137442x_5 \\ + 0,082922x_6 + 0,083559x_7 + 0,11294x_8 + 0,047362x_9 + 0,032394x_{10}$$

$$y_6^{K1-3} = 0,083743x_1 + 0,112494x_2 + 0,02373x_3 + 0,026491x_4 + 0,077492x_5 + 0,1147365x_6 \\ + 0,097173x_7 + 0,187394x_8 + 0,027826x_9 + 0,030711x_{10}$$

$$y_7^{K1-3} = 0,073337x_1 + 0,110041x_2 + 0,053493x_3 + 0,068782x_4 + 0,118409x_5 + 0,086323x_6 \\ + 0,13945x_7 + 0,29561x_8 + 0,042648x_9 + 0,023885x_{10}$$

$$y_j^{G-3} = 4y_1^K + 5y_2^K + 6y_3^K + 7y_4^K + 8y_5^K + 9y_6^K + 10y_7^K$$

$$y_1^{K1-3} = 0,080915x_1 + 0,122229x_2 + 0,04174x_3 + 0,020651x_4 + 0,111244x_5 + 0,078958x_6 \\ + 0,0949832x_7 + 0,182401x_8 + 0,025384x_9 + 0,049333x_{10}$$

$$y_2^{K1-3} = 0,091635x_1 + 0,130003x_2 + 0,05984x_3 + 0,028735x_4 + 0,184111x_5 + 0,080872x_6 \\ + 0,075102x_7 + 0,178171x_8 + 0,028706x_9 + 0,059552x_{10}$$

$$y_3^{K1-3} = 0,11237x_1 + 0,143384x_2 + 0,047157x_3 + 0,043457x_4 + 0,1224569x_5 + 0,078567x_6 \\ + 0,072295x_7 + 0,160905x_8 + 0,036135x_9 + 0,047458x_{10}$$

$$y_4^{K1-3} = 0,074994x_1 + 0,11127x_2 + 0,0877833x_3 + 0,040018x_4 + 0,118575x_5 + 0,083756x_6 \\ + 0,076731x_7 + 0,127331x_8 + 0,044122x_9 + 0,0541293x_{10}$$

$$y_5^{K1-3} = 0,068383x_1 + 0,128449x_2 + 0,077993x_3 + 0,064424x_4 + 0,12782x_5 + 0,08298x_6 \\ + 0,093596x_7 + 0,117293x_8 + 0,049188x_9 + 0,032929x_{10}$$

$$y_6^{K1-3} = 0,083614x_1 + 0,11342x_2 + 0,02164x_3 + 0,02715x_4 + 0,0784222x_5 + 0,113075x_6 + 0,097493x_7 + 0,187394x_8 + 0,028526x_9 + 0,030078x_{10}$$

$$y_7^{K1-3} = 0,073282x_1 + 0,118234x_2 + 0,05338x_3 + 0,068342x_4 + 0,118951x_5 + 0,086294x_6 + 0,13285x_7 + 0,29131x_8 + 0,042748x_9 + 0,02138x_{10}$$

$$y_j^{G-4} = 4y_1^K + 5y_2^K + 6y_3^K + 7y_4^K + 8y_5^K + 9y_6^K + 10y_7^K$$



Рисунок 3.4 – Результати прогнозування за моделлю y^{G-1}



Рисунок 3.5 – Результати прогнозування за моделлю y^{G-2}



Рисунок 3.6 – Результати прогнозування за моделлю y^{G-3}



Рисунок 3.7 – Результати прогнозування за моделлю $y^{G.4}$

Узагальнені результати аналізу отриманих моделей наведено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Вплив кількості епох на якісні показники нейронної мережі

Функція виходів навченої мережі	Кількість епох	Час навчання, с	Середньоквадратичне відхилення
$y_j^{G.1}$	500	66	0,0271
$y_j^{G.2}$	550	68	0,0248
$y_j^{G.3}$	600	73	0,0225
$y_j^{G.4}$	700	79	0,0228

Збільшення кількості ітерацій зберігає позитиву тенденцію (рис. 3.4).

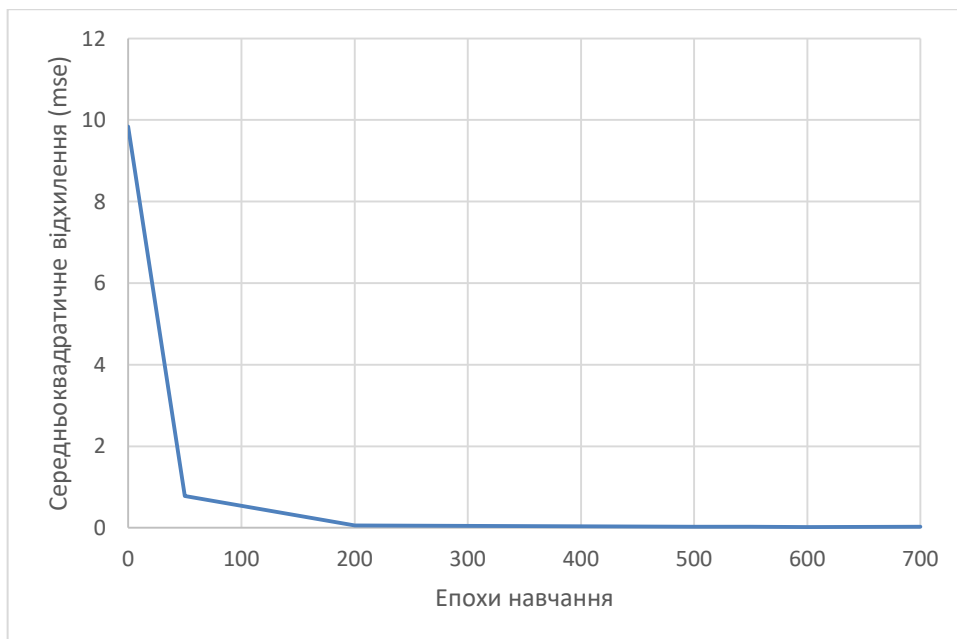


Рисунок 3.8 – Процес навчання нейронної мережі зустрічного розповсюдження

Для перевірки адекватності отриманої моделі із сформованої вибірки були відібрані контрольні точки, що не брали участі при навчанні нейронної мережі.

У моделі y^{G-4} при збільшенні кількості епох навчання простежується збільшення середньоквадратичної похибки у порівнянні з іншими моделями. Зважаючи на вищу кількість обчислень для отримання даної моделі її використання вважається не доцільним.

У моделі y_j^{G-3} середньоквадратичне відхилення найменше відносно інших моделей, але в окремих випадках модель видавала прогнозований показник, що значно відрізнявся від еталону (2-3 позиції за шкалою міцності). Наявність такої абсолютної похибки ставить під сумнів використання даної моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу.

Моделі y_j^{G-1} та y_j^{G-2} видають адекватні прогнози та можуть бути використані в рамках розроблюваної інформаційної технології. Пропонується використання y_j^{G-2} через більшу точність не зважаючи на більшу в порівнянні з y_j^{G-1} кількість обчислень.

3.2 Оцінка адекватності моделі

З метою аналізу адекватності нейромережевого моделювання були порівняні результати, отримані прогнозуючою нейромережею, та прогнозування фактичні дані, що не входили до навчальної вибірки. Результати такого порівняння проілюстровані на рис. 3.9. Критерій середньої абсолютної похибки ($MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \sum_{j=1}^n x_j|$) становить 0,086.

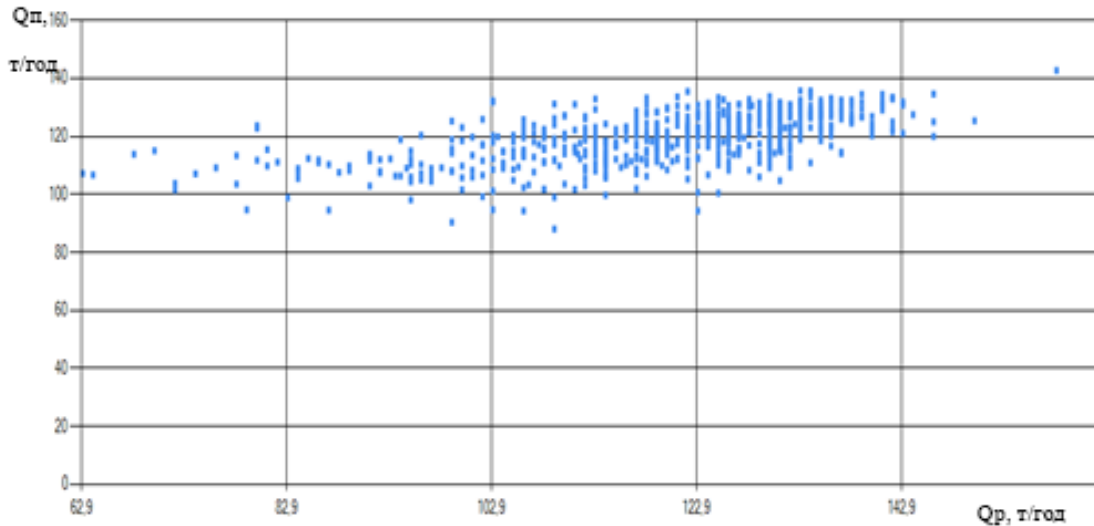


Рисунок 3.9 – Прогнозовані – Q_p та реальні – Q_r параметри роботи секції збагачення (продуктивність за готовим класом)

Для поліпшення адекватності нейромережевого моделювання запропоновано провести попередню обробку навчальної вибірки. Процес прогнозування в даному випадку можна розглядати як певну послідовність діагностичних перевірок, ефективність яких залежить від стратегії пошуку діагнозу в множині можливих причин на основі аналізу часових рядів.

Згідно з принципами фрактального аналізу часові ряди мають фрактальну розмірність $1 < D < 2$ і наділені властивостями масштабної самоподібності та пам'яттю про свої початкові умови.

Пряма лінія має фрактальну розмірність $D=1$. Якщо $D=1$, то розподілом фрактального часового ряду є гаусіана. У практичних розрахунках іноді замінюють фрактальну розмірність D показником Херста H на основі реалізації процедури послідовного R/S -аналізу, де $R(t)$ – розмах послідовностей накопичених відхилень, $S(k)$ – середньоквадратичне відхилення. Отже, показник Херста H – це число $H \in [0;1]$ яке характеризує складової функції тренда до білого шуму і може використовуватись як міра персистентності – тобто схильності процесів до трендів.

Були досліджені трендові характеристики часових рядів $Q(t)$, $\beta_1(t)$, $\beta_2(t)$, $\beta_3(t)$, де $Q(t)$ – продуктивність млина, $\beta_1(t)$ – клас крупності 0-10мм, $\beta_2(t)$ – клас крупності 10-20мм, $\beta_3(t)$ – клас крупності +20мм.

На основі застосування R/S-аналізу Херста вдається встановити деякі додаткові властивості відносно тенденцій змін параметрів секції збагачення. А саме: отримати оцінки відносно збереження/зміни властивостей часового ряду. Крім того, можна розрахувати період збереження тенденції.

Реалізації досліджуваних часових рядів графічно представлені на рисунку 3.10.

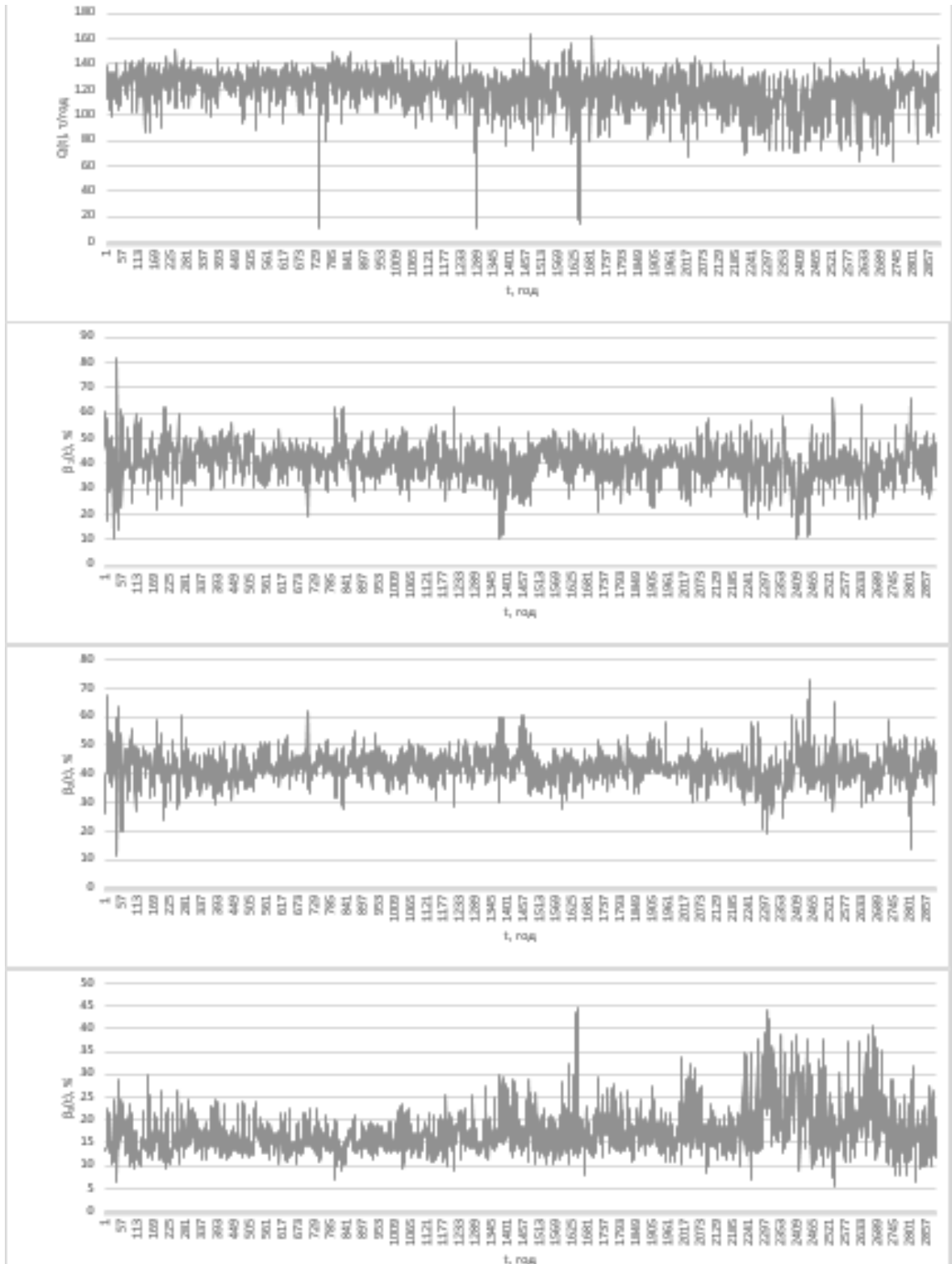


Рисунок 3.10 – Графіки досліджуваних часових рядів

Обробка даних проводилась на 120 хвилинних, чотиригодинних та добових інтервалах.

Для розрахунку показника Херста були знайдені коефіцієнти лінійної регресії між логарифмом стандартного відхилення інтервальних приростів різночасових рядів та логарифмом таймфрейму (рисунок 3.11).

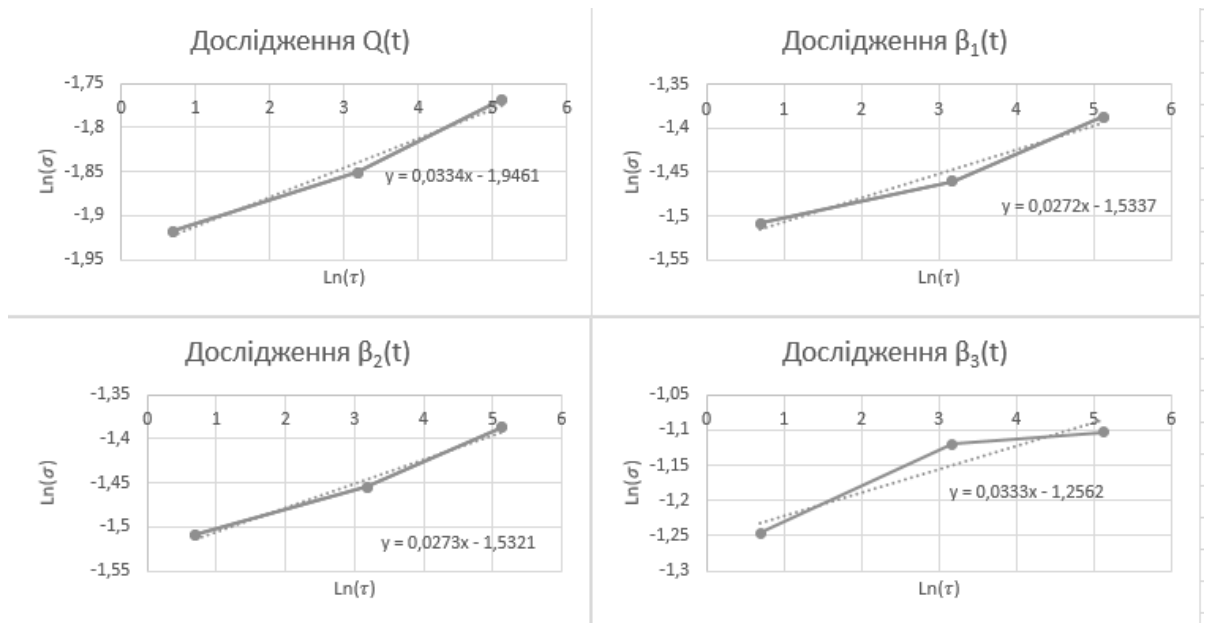


Рисунок 3.11 – Отримання коефіцієнтів лінійної регресії

Показники Херста отримані з рівнянь лінійної регресії, наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати розрахунків показників хаотичності часових рядів

Досліджуваний часовий ряд	Показник Херста H
Q(t)	0,0334
$\beta_1(t)$	0,0272
$\beta_2(t)$	0,0273
$\beta_3(t)$	0,0333

Для всіх рядів значення коефіцієнта Херста не перевищує 0,0334. Тобто $H < 0,5$ (ряди антиперсистентні, очікується зміна тенденції).

У випадку антиперсистентних процесів, а значить і відповідних часових рядів, прогнозування все ж може бути обґрунтованим та виконаним з використанням відомих методик. Для обґрунтованої інтерпретації результатів R/S-аналізу можна обходитись таким чином.

На основі вихідного часового ряду формується послідовність допоміжних похідних рядів, рівні яких є середніми значеннями для значень вихідного часового ряду, що знаходяться поруч. Така процедура усереднення виконується до тих пір, поки новий, похідний, ряд не виявиться персистентним за даними виміру коефіцієнта Херста. Ця вимога забезпечується, оскільки в межах ряд замінюється середнім значенням. Для практики такий результат часто задовільний – оцінкою прогнозу є середнє значення ряду за деякий час вимірів. При антиперсистентних властивостях процесів можна забезпечити прогноз лише похідного ряду, отриманого з сумарних значень показників, розрахованих за деякий проміжок часу. Інтервал усереднення залежить від властивостей часового ряду. При виборі цього інтервалу як критерій можна використовувати мінімальне значення послідовних рівнів ряду, при яких похідний ряд стане персистентним або випадковим.

Застосування запропонованого підходу до зазначених вище часових рядів дало можливість збільшити показник Херста до значень $H > 0,573$. На основі цього можна зробити усереднені прогнози значень ряду для збільшених періодів часу.

Але даний підхід не дає можливості говорити про трендовість показників часових рядів для коротких проміжків часу, що ставить під сумнів можливість прогнозування змін параметрів роботи секції збагачення на коротких проміжках часу.

Для вирішення даної проблеми було запропоновано досліджувати представлені часові ряди окремими проміжками. Як критерій виділення проміжку застосовано належність параметрів часового ряду до одного з кластерів.

3.3 Алгоритм кластеризації Microsoft Clustering algorithm

Більшість алгоритмів кластеризації не спираються на традиційні для статистичних методів допущення; вони можуть використовуватися в умовах майже повної відсутності інформації про закони розподілу даних.

Вихідною інформацією для кластеризації є матриця вимірювання непрямих ознак технологічних різновидів руди, що складається з M рядків, кожен з яких містить значення ознак окремої проби:

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{M1} & \cdots & x_{Mn} \end{bmatrix},$$

де n – кількість ознак; M – кількість проб руди. У цьому разі, завданням є розбиття проб руди, представленої декількома технологічними різновидами, на кілька кластерів, схожість проб у яких дозволяє виділити певний технологічний різновид.

Для підвищення ефективності процесу кластеризації була виконана нормалізація вхідних даних:

$$\bar{x} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

де x – поточне значення характеристики рудного матеріалу, $[x_{min}, x_{max}]$ – діапазон значень характеристики рудного матеріалу в досліджуваній пробі.

Чітка кластеризація характеристик кусків руди X означає розбиття даних на певне число взаємовиключних підмножин з подібними характеристиками – технологічних різновидів. При цьому, вважають, що кількість різновидів априорі відома. За допомогою класичної теорії множин чітка кластеризація визначається як сімейство підмножин $\{A_i | 1 \leq i \leq c \subset P(X)\}$, яка задовольняють умовам: всі об'єкти розподілені за кластерами, кожен об'єкт належить тільки одному кластеру, жоден з кластерів не пустий.

Серед методів чіткої кластеризації для вирішення задачі розпізнавання технологічних різновидів руди найбільш ефективними є методи K-means та K-medoid, які визначають належність кожного набору характеристик шматка руди для одного з кластерів, щоб мінімізувати в рамках кластера суму квадратів

$$\sum_{i=1}^c \sum_{k \in A_i} \|x_k - v_i\|^2$$

де A_i є набором об'єктів (опорних точок) в i -й кластері і v_i середнє, на що вказує точка кластера i . Відповідно до алгоритму K-means кластеризації v_i називається центрами кластерів.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^{N_i} x_k}{N_i}, x_k \in A_i$$

Якість алгоритмів кластеризації, як ітераційних процесів, оцінювалася за швидкістю досягнення оптимуму із заданою точністю за скінченне число кроків. Збіжність алгоритмів кластеризації характеристик шматків залізородної сировини перевірялася при розбитті на близьку до оптимальної кількість кластерів: 5-9, що дозволило оцінити не тільки, власне, показники збіжності, а й додатково перевірити доцільність виробленого раніше вибору оптимальної кількості кластерів.

Показник розподілу (SC) являє собою відношення суми компактності і поділу кластерів. Це сума окремих заходів достовірності кластера, нормованих через ділення на нечіткій потужності кожного кластера

$$SC(c) = \sum_{i=1}^c \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N_i \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^m \|v_k - v_i\|^2}$$

Менше значення SC відповідає кращому результату кластеризації.

Показник поділу $S(c)$

$$S(c) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^2 \|x_j - v_i\|^2}{N \min_{i,k} \|v_k - v_i\|^2}$$

Показник Кси-Бені (Xie-Beni, XB) визначає кількісну оцінку співвідношення повної варіації в кластерах і поділ кластерів

$$XB(c) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N \min_{i,j} \|x_j - v_i\|^2}$$

Оптимальній кількості кластерів відповідає мінімальне значення показника.

Показник Данна (Dunn's Index, DI): використовують для виявлення «Компактних і добре розділених кластерів»

$$DI(c) = \min_{i \in c} \left\{ \min_{i \in c, i \neq j} \left\{ \frac{\min_{x \in C_i, y \in C_j} d(x, y)}{\max_{k \in c} \{ \max_{x, y \in C} d(x, y) \}} \right\} \right\}$$

Альтернативний показник Данна (Alternative Dunn Index, ADI) визначається формулою

$$ADI(c) = \min_{i \in c} \left\{ \min_{j \in c, i \neq j} \left\{ \frac{\min_{x_i \in C_i, x_j \in C_j} |d(y, v_j) - d(x, v_j)|}{\max_{k \in c} \{ \max_{x, y \in C} d(x, y) \}} \right\} \right\}$$

Слід зазначити, що єдиною відмінністю показників SC, S і XB є підхід поділу кластерів; у разі перекриття кластерів значення DI і ADI мають низьку надійність.

Принципово нові можливості отримання емпіричної інформації про збагачувальні процеси відкриваються з впровадженням на збагачувальних підприємствах автоматизованих систем оперативного диспетчерського управління та збору даних (Supervisory Control And Data Acquisition – SCADA-систем). Основний аспект новизни описуваної технології полягає в інтеграції створених авторами моделей і засобів комп'ютерного моделювання інженерних задач з діючими на промислових підприємствах SCADA-системами з метою розширення їхніх функціональних можливостей адаптивними засобами оперативного прогнозування.

З метою виявлення «прихованих» зв'язків між параметрами виробничого процесу збагачення руди, які можуть впливати на його хід, були використані методи Data Mining.

Для формування моделей відображення простору входів виробничого процесу збагачення сировини на простір його виходів проведена обробка на прикладі даних роботи млина, зібраних протягом місяця. Фрагмент даних наведено в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Статистика роботи млина

Клас крупності 0-10мм, %	Клас крупності 10-20мм, %	Клас крупності +20мм,	Коефіцієнт кульового завантаження К	Вміст заліза Fe,	Вміст магнітного заліза Fe _{mag} , %	Продуктивність Q _{ore} , т/год

		%		%		
60,3	26	13,7	46,5	29,87	20,45	139
45	41	14	43,5	29,87	20,45	135
38,5	54,9	16,4	40,5	31,62	22,2	134
29,1	53,7	17,2	43,5	31,62	22,2	124
47,44	39,08	13,48	46,5	31,47	22,08	133
38,4	46,84	14,16	43,5	31,47	22,08	121
40,89	42,35	16,76	43,5	32,88	23,28	113
37,6	40,77	21,63	46,5	32,88	23,28	99

Всього було вироблено 95 замірів за 7 параметрами (класу крупності, коефіцієнта кульового завантаження млина, вмісту заліза, змісту магнітного заліза і продуктивності млина).

Відібрані параметри були піддані кластерному аналізу. Після обробки даних, використовуючи the Microsoft Clustering algorithm було отримано 5 кластерів. Профілі отриманих кластерів представлені в таблиці 3.2. З них виділені ті, у яких параметр продуктивності набуває максимальні значення. Даним вимогам відповідають Cluster 2 і Cluster 3. Cluster 3 має більш високі значення показника Q_{org} з урахуванням відхилення від середнього значення, тому його параметри були обрані як оптимальні для роботи секції збагачення.

На основі аналізу ретроспективних даних моніторингу проводиться класифікація (кластеризація) просторів входів і виходів з метою виділення множин, які відповідають певним станам процесу. У просторі Y (виходи) визначаються множини «бажаних» результатів Y_+ , відповідні до регламентних значень як за характеристиками продуктів поділу, так і параметрами процесу. Структура бази даних моніторингу дозволяє визначити для кожної представленої в базі «точки» Y_i простору Y відповідну їй «точку» X_i простору X (входи). З практичної точки зору це означає, що за даними моніторингу завжди можна визначити, за яких умов було отримано той чи той

результат. Наступним кроком технології є формування моделей, що описують відображення областей простору X в області простору Y . Отримані моделі при оперативному управлінні забезпечують передбачення характеристик виходів Y_t за поточними значеннями входів X_t , а в разі негативного прогнозу дозволяють оперативно визначити найбільш раціональний варіант впливу на процес, що забезпечує повернення вихідних характеристик до необхідних значень.

Таблиця 3.5 – Профілі кластерів

Змінна	Положення	Стан	Чисельність	CI 1	CI 2	CI 3	CI 5	CI 4
Size			66	23	19	10	7	7
_20	Середнє	Середнє	15,15	17,02	14,11	11,63	18,89	13,57
_20	Відхилення	Deviation	3,93	3,99	2,4	3,75	3,4	1,57
0_10	Середнє	Mean	44,4	37,59	44,54	59,73	35,63	50,4
0_10	Відхилення	Deviation	11,54	9,53	5,91	11,29	7,5	5,65
10_20	Середнє	Mean	40,63	45,4	42,02	28,49	45,51	36,03
10_20	Відхилення	Deviation	9,54	8,49	6,24	9,7	5,9	5
Fe mag	Середнє	Mean	21,96	21,84	22,2	21,84	22,34	21,54
Fe mag	Відхилення	Deviation	0,42	0,05	0,12	0,22	0,67	0,75
Fe	Середнє	Mean	31,28	31,13	31,58	31,14	31,76	30,8
Fe	Відхилення	Deviation	0,5	0,15	0,14	0,27	0,8	0,8
Q ore	Середнє	Mean	129	124,53	135,55	136,37	112,89	129,36
Q ore	Відхилення	Deviation	11,48	7,51	6,92	7,65	17,23	8,32
K	43,5	43,5	37	0,602	0,456	0,339	0,86	0,7
K	46,5	46,5	17	0,398	0,264	0,095	0,14	0,177
K	40,5	40,5	12	0	0,279	0,566	0	0,123

Специфіка завдань формування моделей збагачувальних процесів передбачає реалізацію великого обсягу обчислень. У зв'язку з цим актуальне визначення найбільш раціональних варіантів організації обчислювального процесу. Для вирішення означеної проблеми запропонована концепція і

архітектура інформаційної системи, яка повинна забезпечити інтегроване уявлення і систематизацію класів розв'язуваних завдань і різнорідних виконавців (використовуваних програмних засобів).

Таблиця 3.6 – Кластеризація вихідних даних [4]

Variables	States	Cl 1	Cl 2	Cl 3	Cl 4	Cl 5
_20	Mean	17,02	14,11	11,63	18,89	13,57
_20	Deviation	3,99	2,4	3,75	3,4	1,57
0_10	Mean	37,59	44,54	59,73	35,63	50,4
0_10	Deviation	9,53	5,91	11,29	7,5	5,65
10_20	Mean	45,4	42,02	28,49	45,51	36,03
10_20	Deviation	8,49	6,24	9,7	5,9	5
Q ore	Mean	124,53	135,55	136,37	112,89	129,36
Q ore	Deviation	7,51	6,92	7,65	17,23	8,32

При застосуванні запропонованого способу були виявлені часові проміжки, на яких досліджувані ряди проявляли ознаки персистентних ($H > 0,61$). Що свідчить про можливість побудови прогнозуючих моделей для даного ряду.

3.4. Реалізація способу інтелектуального прийняття рішень із застосуванням оптимізації на основі генетичних підходів

Наведені вище дослідження довели, що завдання оптимізації цільової функції на основі НМ в умовах збагачувальної технології, як і більшість реальних задач багатofакторної оптимізації, є багатоекстремальним та погано обумовленим. Тому всі класичні методи оптимізації, що ґрунтуються на використанні градієнта цільової функції, не можуть гарантувати знаходження та прийняття найкращого рішення [105, 106, 107].

Численні дослідження довели, що ГА є одним з кращих з існуючих методів, що забезпечують вирішення багатомірних та багатоекстремальних завдань глобальної оптимізації в умовах нестаціонарності та нелінійності [108]. Дослідження [109, 110] підтвердили доцільність застосування підходу на основі процедури з ГА гапліодної версії для оптимізації керування в умовах процесів збагачувальної технології.

Розглянемо принципи застосування ГА для оптимізації багатовимірної функції мети, яку сформовано в процесі нейромережевої ідентифікації ТП

збагачення магнетитових кварцитів. Використаємо підхід застосування генетичних алгоритмів, що запропонований авторами [4].

Таке завдання нелінійного програмування із застосуванням ГА узагальнено формулюється як:

$$f(\chi^*) = \min_{\chi \in X} f(\chi), \quad (3.1)$$

де $\chi \in \mathfrak{R}$ – вектор координат точки пошуку;

χ^* – оптимальне рішення;

X – область пошуку.

Вважається, що всі можливі обмеження у вигляді рівностей або нерівностей вже враховані в цільовій функції у вигляді згортки критеріїв за допомогою методу штрафних функцій або іншим способом. Для спрощення будемо вважати, що функція мети включатиме лише продуктивність, клас крупності, вміст заліза. Хоча аналогічна методика може бути застосована і для більшої (реальної) кількості чинників. При чому незалежно від вибору головного критерію відомо [111, 112], що завдання мінімізації та максимізації еквівалентні. Тобто

$$\min f(\chi) = \max \{-f(\chi)\},$$

де $f(\chi)$ – функція мети, яка підлягає оптимізації.

Крім того, припустимо, що цільова функція f може приймати лише позитивні значення; в протилежному випадку слід додати певне постійне значення, наприклад,

$$\max f(\chi) = \max \{f(\chi) + C\},$$

де C – константа.

Можливе вирішення задачі (3.1) подається в ГА у вигляді особини $\{\chi, f(\chi)\}$. Вона містить вектор $\chi(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_l)$, що закодований у l лінійних хромосомах (одна на кожен координату), а також відповідне значення цільової функції $f(\chi)$.

Отже, завдання полягає в максимізації функції k змінних $f(\chi_1, \dots, \chi_k)$; водночас кожна змінна $\chi_i (i = \overline{1, k})$ приймає значення у межах області $D_i = [a_i, b_i]$ та $f(\chi_1, \dots, \chi_k) > 0$ для кожного $\chi_i \in D_i$.

Встановимо необхідну точність оптимізації для функції $f(\chi)$: 2 знаки після коми. Тоді кожна область D_i повинна бути розділена на $(b_i - a_i) \times 10^2$ однакових відрізків.

Позначимо через m_i найменше число, що задовольняє нерівності

$$(b_i - a_i) \times 10^6 \leq 2^m - 1.$$

Тоді кожна змінна χ_i кодується як бінарний рядок довжиною m_i , що відповідає заданій точності.

Кожна хромосома (потенційне рішення) являє собою бінарним рядком довжиною $m = \sum_{i=1}^k m_i$. У цьому рядку перші m_1 бітів позначають χ_1 з діапазону $[a_1, b_1]$, другі m_2 – з діапазону $[a_2, b_2]$ і т.д. У підсумку хромосома має такий вигляд

$$\underbrace{01010}_{m_1} \underbrace{1110}_{m_2} 0011 \underbrace{1100}_{m_k}.$$

Задамо крім того розмір популяції M (число хромосом).

Далі робота ГА здійснюється відповідно до алгоритму (рис. 3.12).

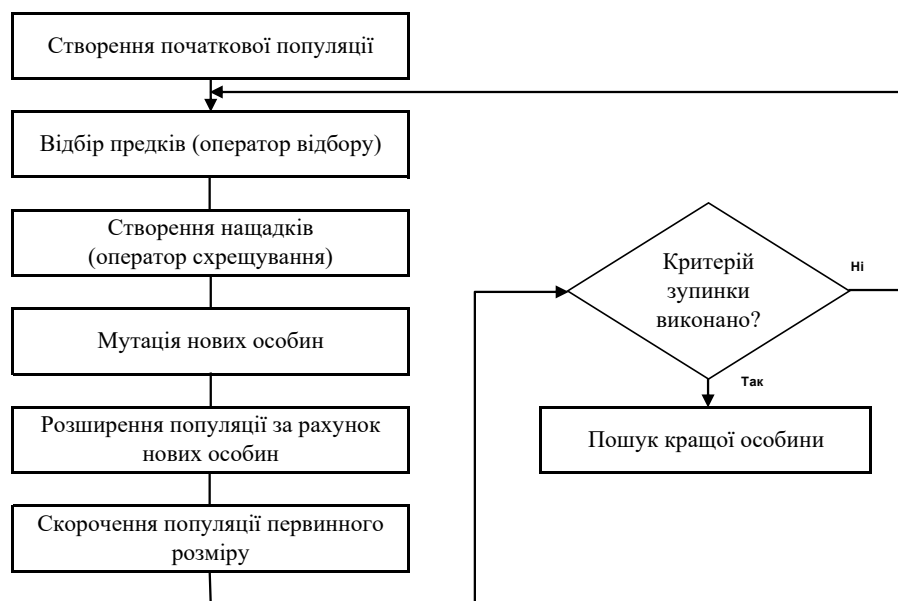


Рис. 3.12. Блок-схема роботи генетичного алгоритму (ГА)

Основні етапи наведеного вище алгоритму такі:

- у кожній генерації оцінюється кожна хромосома на предмет її придатності з використанням функції f на декодованому наборі змінних;
- відбирається нова популяція з урахуванням розрахованої придатності;

- за допомогою операторів схрещування й мутації хромосоми комбінуються в нову популяцію.

Після деякого числа генерацій, коли не спостерігається поліпшення популяції, краща хромосома представляє оптимальне (можливо, глобальне) рішення. Можлива також примусова зупинка алгоритму після фіксованого числа ітерацій.

Розглянемо деякі кроки більш докладно.

1. Селекція.

Для процесу селекції слугує рулетка (генератор випадкових чисел [113, 114]) з розмірами секторів, пропорційних придатності кожного рядка. Розробка такої рулетки складається з таких кроків:

- обчислюється придатність $\mu(a_j)$ для кожної хромосоми $a_j, j = \overline{1, M}$;
- знаходиться загальна функція придатності всієї популяції

$$F = \sum_{j=1}^M \mu(a_j);$$

- визначається ймовірність вибору p_j для кожної хромосоми a_j

$$p_j = t(a_j)/F;$$

- обчислюється кумулятивна (накопичена) ймовірність q_j для кожної хромосоми

$$q_j = \sum_{j=1}^{j^*} p_j.$$

Процес селекції заснований на обертанні колеса M раз, і щораз відбирається одна хромосома в нову популяцію в такий спосіб:

- генерується випадкове число r з діапазону $[0, 1]$;
- якщо $r < q_1$, то вибирається перша хромосома a_1 ; у протилежному випадку відбирається j -та хромосома $a_j (2 \leq j \leq M)$ таким чином, щоб $q_{j-1} < r \leq q_j$.

Очевидно, що деякі хромосоми будуть обрані більше ніж один раз. Кращі хромосоми дають більше копій, середні – залишаються незмінними, погані – вмирають. Нові рішення на цьому етапі не створюються.

2. Схрещування.

Задається ймовірність схрещування p_c . Очікуване число хромосом, які піддаються схрещуванню, становить $p_c \times M$.

Для кожної хромосоми з нової популяції:

- генерується випадкове число r з діапазону $[0, 1]$;
- якщо $r < p_c$, то дана хромосома вибирається для схрещування.

У такий спосіб відбираються особини для схрещування. Вибір точки схрещування теж випадковий:

- генерується випадкове число s з діапазону $[1 \dots (m - 1)]$ (m – довжина хромосоми). Це число s визначає точку схрещування.

У підсумку дві хромосоми $(b_1 b_2 \dots b_s b_{s+1} \dots b_m)$ і $(c_1 c_2 \dots c_s c_{s+1} \dots c_m)$ замінюються парою нащадків $(b_1 b_2 \dots b_s c_{s+1} \dots c_m)$ і $(c_1 c_2 \dots c_s b_{s+1} \dots b_m)$.

3. Мутація.

Задається ймовірність мутації p_m . Очікуване число змінених бітів складе $p_m \times m \times M$. Кожен біт у всіх хромосомах у всій популяції має рівний шанс піддатися мутації, тобто змінитися з 0 на 1, або навпаки. Це здійснюється в такий спосіб:

- генерується випадкове число r з діапазону $[0, 1]$;
- якщо $r < p_m$, то біт змінюється.

Після відбору, схрещування й мутації нова популяція готова для подальшого оцінювання. Отримані оцінки використовуються для побудови нової рулетки із секторами, пропорційними поточним значенням функції придатності. Інша частина еволюції являється собою циклічне повторення процесу.

Скористаємося наведеними поясненнями для вирішення завдання оптимізації цільової функції, яку отримано в результаті нейромережевого прогнозування ТП збагачення магнетитових кварцитів (на прикладі показників переділу 1-ї стадії секції РЗФ Південного ГЗК). Тоді завдання оптимізації у спрощеній формі зводиться до знаходження максимуму функції:

$$f(x_1, x_2) = Q(\beta, \beta_x) \rightarrow \max,$$

де Q – продуктивність секції збагачення, т/год.;

β – вміст фракції 10-20мм, %

Fe_3 – вміст корисного компонента (заліза загального), %.

Крім того прийmemo: інтервали зміни аргументів функції мети $28,6 < \beta < 71,02$ та $30 < Fe_3 < 32,56$; розмір популяції $M=20$; ймовірності схрещування $p_c=0,25$; ймовірності мутації $p_m=0,25$.

Припустимо, що необхідна точність становить 2 цифри після коми для кожної змінної. Тоді діапазон для змінної x_1 , що становить 42,42%, повинен бути розділений на $42,42 \times 100$ рівних відрізків. Це означає, що для першої частини хромосоми буде потрібно 13 бітів, тому що

$$2^{12} < 4242 < 2^{13}.$$

Для другої змінної x_2 з діапазоном, рівним 2,56%, умова встановленої точності вимагає, щоб усе діапазон був розділений на $2,56 \times 100$ рівних відрізків. Таким чином, для цієї змінної необхідно 12 бітів, оскільки

$$2^{11} < 2560 < 2^{12}.$$

Загальна довжина хромосоми (вектор потенційного рішення) складе $m = 13 + 12 = 25$ бітів, з яких перші 13 кодують першу змінну, а ті 12, що лишилися – другу змінну. Розглянемо, наприклад, такий рядок

(0100101000000010111000000).

Перші 13 бітів визначають таке значення змінної x_1

$$x_1 = 28,6 + \text{decimal}(0100101000000)_2 \times \frac{71,02 - 28,6}{2^{13} - 1} = 40,86$$

Останні 12 бітів, декодовані за аналогією з вищенаведеним рівнянням, дають для змінної x_2 значення, що дорівнює 30,92. Таким чином, хромосома (0100101000000 010111000000) відповідає $(x_1, x_2) = (40,86; 30,92)$, що визначає для цільової функції таке значення $f(x_1, x_2) = f(40,86; 30,92) = 121,76$.

Створимо початкову популяцію, що складається з 20 рядків, у кожній з яких значення 25 бітів ініціюються випадковим способом.

Прийmemo, що після ініціювання отримана популяція, яка наведена в табл. 3.7.

Таблиця 3.7 – Початкова популяція для оптимізації

Номер	Рядки із закодованими хромосомами
1	0000001111111010011011111

Номер	Рядки із закодованими хромосомами
2	0100110111001010100011010
3	0011001000001010111011101
4	0101101001111000001110010
5	1001010011010111111000101
6	0010010101001010111111011
7	0000110101111011011111011
8	0001110100010110101100111
9	0101100010110000001111100
10	1000110000011010000111011
11	1110110101100001101111000

Продовження таблиці 3.7

12	0111101101000101010000000
13	1010001000110000001000110
14	1000001010100111100101001
15	1101110000100011111011110
16	0000011111100001101001011
17	1111001111010001101111101
18	0000001110100111110101101
19	0011111111110000110001100
20	0110011110011000101111110

Тепер необхідно декодувати кожну хромосому й обчислити функцію придатності кожного рядка (визначається шляхом обчислення відповідних значень функції, що оптимізуються). Після декодування одержуємо результат, показаний у табл. 3.6.

З отриманих даних видно, що друга хромосома має найменшу придатність, а хромосома a_{15} – найбільшу.

Перейдемо до конструювання рулетки, необхідної для процесу селекції.

Загальна придатність всієї популяції становить величину

$$F = \sum_{j=1}^{20} \mu(a_j) = 2538,95.$$

Таблиця 3.8 – Початкова популяція для оптимізації

Номер рядка	Функція	Придатність
1	f(29,25;31,56)	129,64
2	f(41,48;31,63)	109,73
3	f(36,89;31,88)	121,23
4	f(43,59;30,14)	139,56
5	f(53,27;32,49)	136,75
6	f(34,77;31,91)	117,92
7	f(30,83;32,23)	109,87

Продовження таблиці 3.8

8	f(33,42;31,73)	125,91
9	f(43,3;30,16)	129,69
10	f(51,82;31,35)	138,39
11	f(67,94;31,11)	136,91
12	f(49,03;30,8)	128,75
13	f(55,48;30,09)	125,69
14	f(50,25;32,29)	134,74
15	f(65,09;32,52)	126,38
16	f(29,91;31,05)	110,48
17	f(69,01;31,12)	141,43
18	f(29,2;32,46)	131,15
19	f(39,2;30,5)	138,26
20	f(45,76;30,48)	106,47

Імовірності вибору p_j для кожної хромосоми відповідно до вищевказаного правила наведені в табл. 3.8.

Кумулятивні ймовірності для кожної хромосоми наведені в табл. 3.8.

Далі необхідно зробити 20 обертів рулетки, щораз відбираючи єдину хромосому для нової популяції. Нехай випадкова послідовність 20 чисел з діапазону $[0, 1]$ має вигляд, показаний у табл. 3.9.

Перше число r_1 , більше, ніж q_{10} і менше, ніж q_{11} , тому для нової популяції вибирається хромосома a_{11} ; друге число r_2 більше, ніж q_3 і менше, ніж q_4 , отже, другим для нової популяції вибирається рядок a_4 і т.д.

Остаточно нова популяція має вигляд, наведений у табл. 3.10.

Таблиця 3.9 – Значення ймовірностей кожної хромосоми

Рядок	Імовірність p_j	Рядок	Імовірність p_j
1	0,0511	11	0,0539
2	0,0432	12	0,0507
3	0,0477	13	0,0495
4	0,0550	14	0,0531
5	0,0539	15	0,0498
6	0,0464	16	0,0435
7	0,0433	17	0,0557
8	0,0496	18	0,0517
9	0,0511	19	0,0545
10	0,0545	20	0,0419

Таблиця 3.10 – Кумулятивні ймовірності кожної хромосоми

Рядок	Імовірність q_j	Рядок	Імовірність q_j
1	0,067	11	0,538
2	0,086	12	0,577
3	0,137	13	0,647
4	0,181	14	0,698
5	0,247	15	0,776
6	0,293	16	0,837
7	0,335	17	0,873
8	0,381	18	0,912

Продовження Таблиці 3.9

Рядок	Імовірність q_j	Рядок	Імовірність q_j
9	0,423	19	0,964
10	0,478	20	1,000

Таблиця 3.11 – Випадкові числа з діапазону [0, 1]

0,513	0,175	0,308	0,534	0,947
0,171	0,702	0,226	0,494	0,424
0,703	0,389	0,227	0,368	0,983
0,005	0,765	0,646	0,767	0,780

Як видно з табл. 3.12, гірше в початковій популяції (рядок 2) після селекції не потрапила до наступної генерації, а краща в початковій популяції (рядок 15) з'явилася в новій популяції три рази.

Таблиця 3.12 – Нова популяція хромосом ГА

Новий номер рядка	Хромосома	Старий номер рядка
1	1110110101100001101111000	11
2	0101101001111000001110010	4
3	1101110000100011111011110	15
4	0000001111111010011011111	1
5	0101101001111000001110010	4
6	1101110000100011111011110	15
7	1110110101100001101111000	11
8	1101110000100011111011110	15
9	0000110101111011011111011	7
10	1001010011010111111000101	5
11	1001010011010111111000101	5
12	1010001000110000001000110	13

Новий номер рядка	Хромосома	Старий номер рядка
13	1110110101100001101111000	11
14	1110110101100001101111000	11
15	0001110100010110101100111	8
16	1101110000100011111011110	15
17	0011111111110000110001100	19
18	1000110000011010000111011	10
19	0110011110011000101111110	20
20	0000001110100111110101101	18

Наступним кроком у проведенні ГА є схрещування. Застосуємо його до отриманої нової популяції. Задана ймовірність схрещування становить величину $p_c = 0,25$, тому в середньому піддатися схрещуванню повинно 25% вихідних хромосом. Тут робимо в такий спосіб: для кожної хромосоми в новій популяції генеруємо випадкове число r з діапазону $[0,1]$; якщо $r < 0,25$, то вибираємо дану хромосому для схрещування.

Таблиця 3.13 – Випадкові числа з діапазону $[0, 1]$ для процедури схрещування

0,82	0,15	0,62	0,31	0,34
0,91	0,51	0,40	0,60	0,78
0,03	0,86	0,16	0,67	0,75
0,58	0,38	0,20	0,35	0,82

Припустимо, що послідовність випадкових чисел визначено з табл. 3.13.

З табл. 3.12 помітно, що для схрещування відбираються хромосоми з номерами 2,11,13 й 18, оскільки значення випадкових чисел на цих позиціях менше, ніж 0,25. Відзначимо, що в цьому випадку число відібраних хромосом вийшло парним, тому легко скласти батьківські пари. В іншому випадку необхідно додати або забрати одну хромосому. Склад батьківських пар також випадковий, наприклад, у якості однієї такої пари виберемо рядки a_2 , a_{11} й іншої – рядки a_{13} , a_{18} . Для кожної із цих двох пар генеруємо випадкове число s з

діапазону [1,24] (нагадаємо, що 25 – загальне число бітів у хромосомі), що визначає положення точки схрещування. Для першої пари це число складе 9, а для другої - 16.

Перша пара хромосом

$$a_2 = 01011010|01111000001110010;$$

$$a_{11} = 10010100|11010111111000101,$$

після схрещування дає таку пару нащадків:

$$a_2^* = 01011010|11010111111000101;$$

$$a_{11}^* = 10010100|01111000001110010.$$

Друга пара хромосом

$$a_{13} = 111011010110000|1101111000;$$

$$a_{18} = 100011000001101|0000111011,$$

у результаті схрещування дає таку пару нащадків:

$$a_{13}^* = 111011010110000|0000111011;$$

$$a_{18}^* = 100011000001101|1101111000.$$

Після схрещування популяція набуває вигляд, наведений у табл. 3.12.

Розглянемо роботу оператора мутації, що виконується на побітовій основі. Задана ймовірність мутації $p_m = 0,01$, тому очікуване число бітів, які підлягають мутації, складе 1 % від загального числа бітів у популяції. В останній є $33 \times 20 = 660$ бітів, отже, у середньому число бітів-мутантів складе 6-7 од. Кожен біт у популяції має рівний шанс піддатися мутації, тому для кожного біта генеруємо випадкове число r з діапазону [0,1]; якщо $r < 0,01$, то даний біт мутується. Загалом, необхідно розіграти 660 випадкових чисел, з яких у цьому випадку тільки 5 задовольняють необхідну умову. Положення біта й відповідне значення випадкового числа наведені в табл. 3.14.

Таблиця 3.14 – Популяція хромосом після схрещування

Номер рядка	Хромосома
1	1110110101100001101111000
2*	0101101011010111111000101
3	1101110000100011111011110
4	0000001111111010011011111

5	0101101001111000001110010
6	1101110000100011111011110
7	1110110101100001101111000
8	1101110000100011111011110
9	0000110101111011011111011
10	1001010011010111111000101
11*	1001010011010111111000101
12	1010001000110000001000110
13*	1110110101100000000111011
14	1110110101100001101111000
15	0001110100010110101100111
16	1101110000100011111011110
17	0011111111110000110001100
18*	1000110000011011101111000
19	0110011110011000101111110
20	0000001110100111110101101

Примітка: * – схрещені хромосоми.

Таблиця 3.15 – Позиція мутуємого біта в популяції

Позиція біта	Випадкове число
112	0,00021
349	0,00994
418	0,00880
429	0,00542
472	0,00283

Для визначення положення мутуємого біта в рядках популяції скористаємося табл. 3.15. Помітно, що 5 хромосом піддалися мутації.

Таблиця 3.16 – Положення мутуємого біта в популяції

Положення біта	Номер хромосоми	Номер біта в хромосомі
112	5	12

349	14	24
418	17	18
429	18	4
472	19	22

Остаточна популяція після операторів схрещування та мутації наведена у табл. 3.16.

Таблиця 3.17 – Популяція після схрещування та мутації

Номер рядка	Хромосома	Функція придатності
1	1110110101100001101111000	$f(67,94;31,11)=136,91$
2*	0101101011010111111000101	$f(43,65;32,49)=129,19$
3	1101110000100011111011110	$f(65,09;32,52)=126,38$
4	0000001111111010011011111	$f(29,25;31,56)=129,64$
5**	010110100111 <u>0</u> 000001110010	$f(43,59;30,14)=139,56$
6	1101110000100011111011110	$f(65,09;32,52)=126,38$
7	1110110101100001101111000	$f(67,94;31,11)=136,91$
8	1101110000100011111011110	$f(65,09;32,52)=126,38$
9	0000110101111011011111011	$f(30,83;32,23)=109,87$
10	1001010011010111111000101	$f(53,27;32,49)=136,75$
11*	1001010011010111111000101	$f(53,27;32,49)=110,54$
12	1010001000110000001000110	$f(55,48;30,09)=128,75$
13*	1110110101100000000111011	$f(67,94;30,07)=116,26$
14**	11101101011000011011110 <u>1</u> 0	$f(67,94;31,11)=136,91$
15	0001110100010110101100111	$f(33,42;31,73)=125,91$
16	1101110000100011111011110	$f(65,09;32,52)=126,38$
17**	00111111111100001 <u>0</u> 0001100	$f(39,2;30,34)=134,19$
18***	100 <u>1</u> 110000011011101111000	$f(54,47;32,39)=139,81$
19**	0110011110011000101111110	$f(45,76;30,48)=136,11$
20	000000111010011111010 <u>0</u> 101	$f(29,2;32,45)=131,15$

Продовження Таблиці 3.17

Примітки: * – схрещені

хромосоми; ** – рядки, підверглися

мутації; 0,1 – біти, значення яких було змінено в процесі мутації.

У цій же таблиці в останньому стовпці наведені значення функції придатності, отримані для вихідної популяції після селекції, схрещування й мутації. Кращий рядок має значення функції придатності в останній популяції $Q_{18}=139,91$ т/год., що перевищує найбільшу величину в початковій популяції ($Q_{15}=139,56$ т/год.). При цьому збільшується вміст класу 10-20мм (54,47%) та вміст заліза (30,48%). Крім того, і загальна придатність дорівнює $F=2583,98$, що перевищує аналогічну величину на початку роботи ГА. Отже, за один крок процедури виконання ГА вдалося просунути вперед на шляху пошуку максимального значення розглянутої функції. Далі необхідно знову застосувати селекцію, схрещування й мутацію, оцінити отриману генерацію, поки не буде задовольнятися умова зупинки (рис. 3.17).

Отже наведений спосіб показує, що застосування оптимізації на основі ГА може дозволити технологу прийняти найкраще рішення щодо проведення технологічного процесу (а саме при яких обертах барабана млина, або співвідношенні руда/вода буде найбільше значення продуктивності).

3.5 Висновки до розділу 3

1. У рамках дослідження поширених інтелектуальних обчислювальних архітектур було встановлено, що найбільшу перспективу мають нейромережі зустрічного розповсюдження. Мережі цього типу мають менший час навчання ніж мережі зворотнього розповсюдження. Тому така мережа оперативніше відреагує на зміну умов процесу збагачення, пов'язану із флуктуаціями характеристик вхідної сировини. У нейромережі зустрічного розповсюдження об'єднані такі алгоритми: самоорганізуюча карта Кохонена та зірка Гроссберга.

2. Проведення R/S аналізу вхідних даних у ролі часових рядів із визначенням коефіцієнта Херста дало підстави для застосування кластеризації

вхідних даних та виявило властивості збереження тренду на коротких проміжках часу, що дає можливість застосування прогнозуючих моделей на цих проміжках.

3. Застосування методу комбінованої кластеризації для формування навчальної вибірки збільшує міру персистентності часових рядів, що дає підстави до застосування засобів прогнозування в межах отриманих кластерів.

4. Застосування ГА для оптимізації багатовимірної функції мети дало змогу просунути вперед на шляху пошуку максимального значення розглянутої функції, що може дозволити технологу ухвалити найкраще рішення щодо проведення технологічного процесу (а саме при яких обертах барабана млина, або співвідношенні руда/вода буде найбільше значення продуктивності).

Результати досліджень, що наведені в цьому розділі, представлені в таких публікаціях:

1. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Оптимізації на основі генетичних підходів для процесу збагачення залізної руди. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 30(69), №4 Ч.1. 2019 р. С. 93-99.

2. Сенько А.О. Купін А. І. Факторний аналіз часових рядів для визначення рівня персистентності показників процесу збагачення залізної руди // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2019. – № 2(121). – С. 128–134.

3. Сенько А. О. Методи хаотичної динаміки в задачах дослідження технологічних характеристик секції збагачення / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2019 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2019. – С. 63–64.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ФУНКЦІОНУВАННЯ СКІР

У попередньому розділі були запропоновані підходи для непрямого визначення первинних властивостей вхідної сировини (на прикладі параметра міцності) на основі зворотного прогнозування із використанням нейромережевого підходу. Для реалізації процесу автоматизованого прийняття рішення технологіями необхідно розробити структуру СКІР, відповідні алгоритми функціонування, здійснити програмну реалізацію, виконати випробування та впровадження отриманих рішень.

4.1 Модель кульового млина як об'єкта для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень за параметром продуктивності по готовому продукту

Продуктивність кульових млинів залежить від багатьох факторів. Професором С. Андрєєвим введено три ряди факторів [1]. Перший ряд створюється факторами, які визначаються матеріалом, що подрібнюється: крупність вихідної руди, крупність подрібненого матеріалу, подрібнюваність руди. Другий ряд містить фактори, що залежать від самого млина: конструкція кульового млина, його розміри, форма футеровки. Третій ряд подано факторами, що враховують умови експлуатації технологічного агрегату: відкритий або замкнутий цикл, ефективність роботи класифікуючого апарата, ступінь заповнення млина подрібнюючим середовищем, характеристика крупності, форма, густина, твердість подрібнюючих тіл, розрідження пульпи в млині, число обертів барабана. У процесі системного дослідження кульового млина як керованого об'єкта по каналу продуктивності отримана його математична модель (рис. 4.1).

Аналіз факторів, поданих на рис. 4.1, показує, що їх можливо представити у вигляді параметрів процесу, що оптимізується. При цьому зазвичай за змістом виділяють вхідні, вихідні, збурюючі та керуючі параметри. Їх перерозподіл показано на рис. 4.2, а, у вигляді загальної моделі кульового млина. Вхідні

параметри можливо враховувати в процесі керування, а збурюючі – відхиляють керовану величину від приписаного значення, їх вплив здебільшого компенсують відповідними керуючими діями. У керованому об'єкті з'явилась ще одна вихідна величина – споживана потужність. Ця величина є допоміжною, вона характеризує стан кульового млина – чим вище значення даного параметра, тим більша продуктивність агрегату. Відповідно рис. 4.2, а кульовий млин має п'ять керуючих параметрів, тому необхідно обґрунтувати їх використання

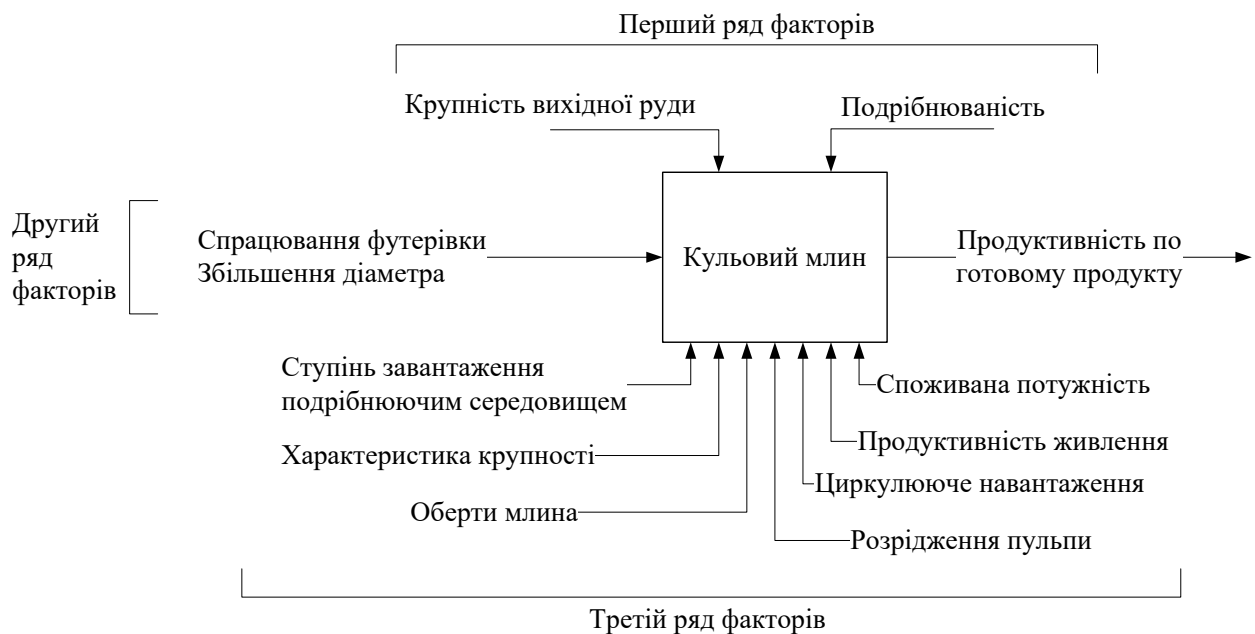


Рисунок 4.1 – Модель кульового млина як об'єкта для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень за параметром продуктивності по готовому продукту

Припустимо, що характеристика крупності куль відповідає заданій. Тоді збільшення внутрішнього діаметра барабана в наслідок спрацювання футеровки буде змінювати стан млина. Зокрема, буде змінюватися ступінь заповнення подрібнюючим середовищем і виникне невідповідність у швидкості обертання барабана. Результати розрахунків необхідної зміни швидкості обертання кульового млина наведені в табл. 4.1.

З даних табл. 4.1 видно, що при зменшенні товщини футеровки з 150 мм до 50 мм швидкість обертання барабана млина повинна зменшитися з 18,73 до 18,25 об/хв. Частка від критичного значення швидкості обертання складає

85,0...87,2%. Зміни швидкості обертання незначні, але виходять за межі вживаного діапазону. При спрацьованій футеровці оберти будуть перевищувати рекомендовані, що приводить до непродуктивної перевитрати електричної енергії. Запобігти цьому можливо, встановивши дещо меншу швидкість обертання млина при неспрацьованій футеровці.

Якщо при неспрацьованій футеровці встановити швидкість обертання барабана млина 18,25 об/хв., то при різній товщині футеровки частка критичного значення швидкості обертання барабана відповідно складе: 82,8% (150 мм), 83,33% (125 мм), 83,87% (100 мм), 84,4% (75 мм), 85,0% (50 мм). Оберти кульового млина не перевищують 85,0 % критичного значення. Однак дана проблема залишається. Покращити показники подрібнення можливо зміною швидкості обертання барабана млина. Використання даного показника як керуючої дії запропоновано в роботі [2], однак тривалий час ця пропозиція не реалізується, хоч на початку 70-х років минулого століття Харківський електромеханічний завод розробляв і планував серійний випуск і впровадження таких електроприводів змінного струму. У сучасних дослідженнях відмічається, що млини зі змінною частотою обертання барабана розглядаються як необхідність в деяких, але не єдине рішення в інших випадках. Часто капітальні витрати на двигун зі змінною швидкістю перевищують потенційну економічну вигоду від його використання [3]. При даному неширокому діапазоні зміни швидкості неможливо очікувати вигоди від реалізації такого управління.

Таблиця 4.1 – Потрібна і фактична швидкість обертання барабана кульового млина МШР 4,0 x 5,0 при спрацьованні футеровки

Товщина футеровки, мм	Внутрішній діаметр барабана, м	Критичне значення швидкості обертання, об/хв	Швидкість обертання барабана при 85% критичного значення об/хв	Частка критичного значення швидкості обертання при спрацьованні футеровки, %
150	3,70	22,04	18,73	85,00
125	3,75	21,90	18,62	85,53
100	3,80	21,76	18,50	86,08
75	3,85	21,61	18,37	86,67
50	3,90	21,47	18,25	87,20

У процесі спрацьовання футеровки неперервно збільшується об'єм барабана кульового млина. При незмінному завантаженні куль у млині буде

зменшуватися ступінь заповнення подрібнюючим середовищем. Результати розрахунку зміни об'ємів у млині приведені в табл. 4.2.

Таблиця 4.2 – Потрібний і фактичний об'єм куль в барабані кульового млина типу МШР 4,0 x 5,0 при спрацюванні футеровки

Товщина футеровки, мм	Внутрішній діаметр барабана, м	Об'єм барабана млина, м ³	Об'єм куль при 50% заповненні барабана, м ³	Частка, яку займають кулі в барабані, %
150	3,70	53,73	26,865	50,00
125	3,75	55,20	27,600	48,67
100	3,80	56,68	28,340	47,40
75	3,85	58,18	29,090	46,18
50	3,90	59,70	29,850	45,00

З даних табл. 4.2 видно, що при спрацюванні футеровки з 150 мм до 50 мм об'єм барабана збільшується з 53,73 м³ до 59,70 м³. При 50% заповненні барабана кулями їхній об'єм мав би значення в межах 26,865...29,85 м³. Оскільки первісний об'єм куль у млині не змінюється, при зростанні об'єму барабана ступінь заповнення його кулями зменшується з 50,00% до 45,00%. Така зміна знаходиться в межах допустимого діапазону 40...50%, однак при цьому дещо зменшується продуктивність млина. Зменшення продуктивності млина можна компенсувати керуванням по завантаженню – степені заповнення млина подрібнюючим середовищем. Якщо при спрацюванні футеровки вводити в барабан додаткові кулі до 50% заповнення об'єму, то в межах змін швидкості обертання млина 82,8...85,0% критичного значення подрібнення можна досягти на екстремумі залежності «споживана потужність – швидкість обертання барабана» [1]. При цьому отримуємо максимальну продуктивність кульового млина не змінюючи швидкості його обертання. Тобто, таким підходом можна повністю компенсувати вплив зміни діаметра барабана при спрацюванні футеровки. Однак здійснити таке керування технічно складно, особливо враховуючи необхідність забезпечення заданої характеристики крупності куль. З іншого боку, залежності «споживана потужність – швидкість обертання барабана» [1] показують, що в межах змін швидкості обертання і ступеня заповнення подрібнюваним середовищем, викликаних спрацюванням футеровки, продуктивність млина зменшується по точкам екстремумів, тобто,

найменшим з можливих втрат значенням. Така зміна продуктивності млина незначна. Враховуючи, що первісний режим кульового млина при новій футеровці знаходиться в точці, максимально наближеній до можливого перевантаження, а в міру спрацювання футеровки дещо віддаляється від неї, такий підхід керування слід визнати ефективним. Тому, вибравши правильно початкову швидкість обертання кульового млина, можливо забезпечити його ефективну роботу при незмінних кульовому навантаженні і швидкості обертання. При цьому керуючі параметри – ступінь заповнення подрібнюючим середовищем і число обертів – необхідно стабілізувати. Останній стабілізується синхронним електричним приводом, а перший – розробленими і випробуваними засобами автоматичного дозавантаження куль.

Виключивши параметри, які стабілізуються, отримаємо раціональну модель кульового млина як керованого об'єкта по каналу продуктивності по готовому продукту, що оптимізується (рис. 4.2, б). Раціональна модель кульового млина має один збурюючий, два вхідних, два вихідних і три керуючих параметри. Збурюючий параметр – характеристика крупності куль буде негативно впливати на продуктивність млина по готовому продукту у випадку відхилення від найкращого значення. Тому найкраще значення характеристики крупності куль необхідно відшукати й підтримувати на даному рівні. Цю задачу необхідно розв'язати.

Зміну вхідних параметрів – крупності вихідної руди і її подрібнюваності можливо компенсувати керуючими діями.

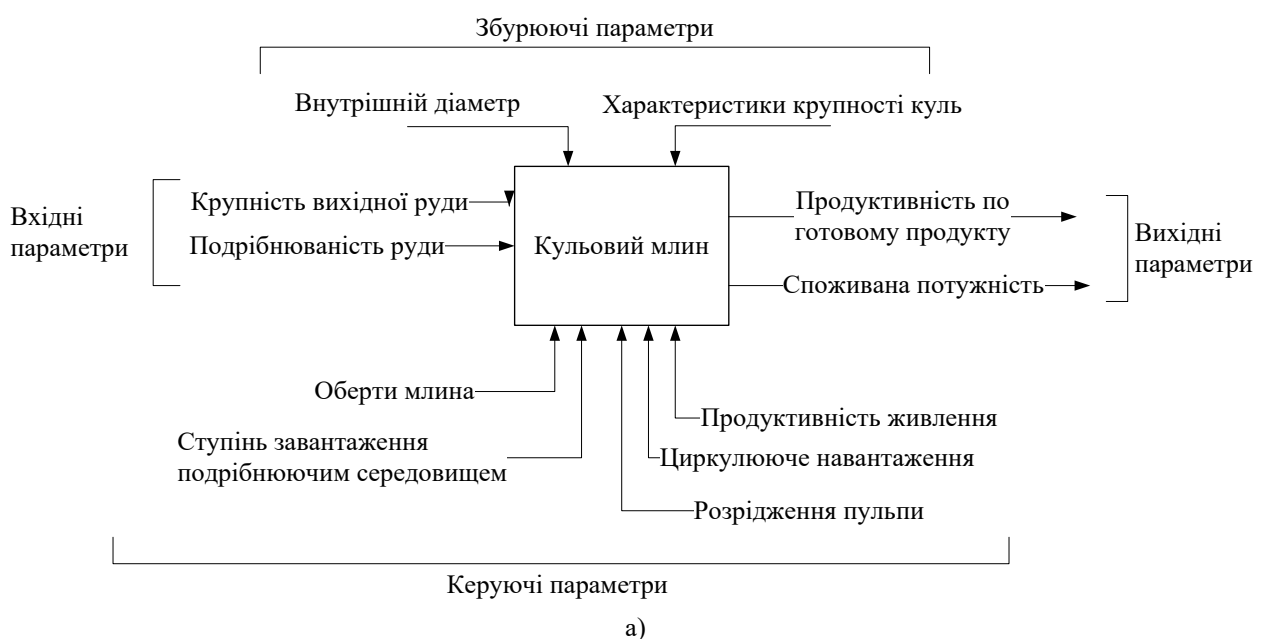
У кульовому млинні не існує аналітичних зв'язків вихідної величини з керуючими впливами та вхідними параметрами, їх можна розглядати лише як тенденції. Однак відомо, що в кульових млинах першої стадії подрібнення збільшення вмісту твердого в пульпі до межі, при якій вона ще залишається рухомою (80...85% руди), підвищує продуктивність процесу. Це відбувається завдяки збільшенню кількості зерен, які попадають в зону ударних дій куль у густій пульпі. У кульових млинах з розвантаженням через ґрати зменшення густини пульпи викликає зниження виходу дрібних класів у подрібненому продукті, що пояснюється більш швидким проходженням руди через барабан

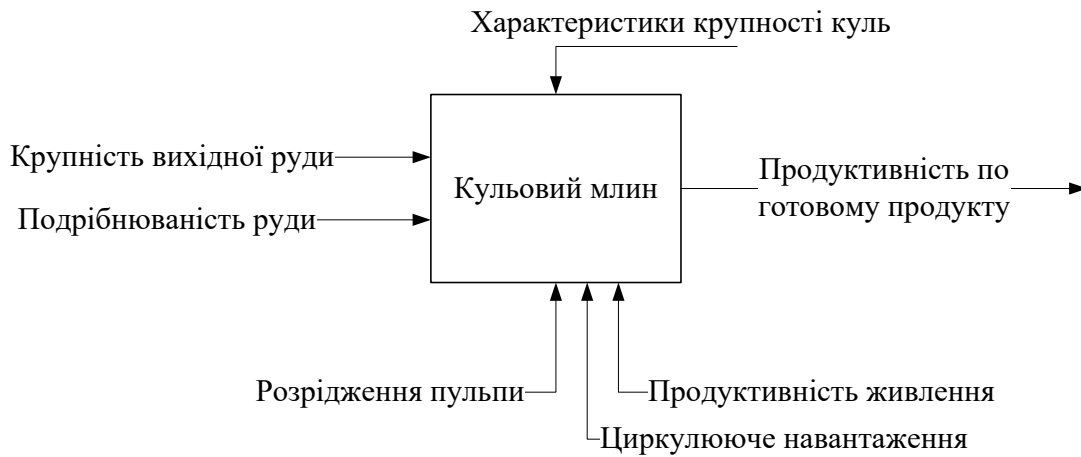
млина. Звичайно, чим вищий вміст твердого в пульпі, тим більш тонкий злив млина. Найвищий вміст готового продукту отримують при 78...84% твердого в пульпі, яке збільшувати не можливо в наслідок великої імовірності злипання куль і стрімкого зменшення продуктивності млина. У кульових млинах з центральним розвантаженням більш тонкий продукт отримують при розріджених пульпах. Ці кульові млини можуть ефективно працювати при вмісті твердого 60...80%, однак в них оптимум зсувається вбік менших значень – 62...68% у зв'язку зі збільшенням опору густої пульпи дрібним кулям. Отже, регулювання кульовими млинами доцільно починати з найменшого вказаного вмісту твердого у пульпі.

Крім цього в кульових млинах для кожного різновиду руди (характеризують подрібнюваність, крупність) існують оптимальні величини валової продуктивності й циркулюючого навантаження, при яких забезпечується найбільш висока продуктивність по готовому продукту. Для ефективної роботи млинів у замкнутому циклі циркулююче навантаження повинно бути не меншим 150...200% [4] – це є нижньою межею обмеження даного параметра. З іншого боку, оптимальне циркулююче навантаження при транспортуванні матеріалу між млином і класифікатором за допомогою завиткових живильників повинно складати 200...400%. Верхня границя цього діапазону повинна задовольняти умові $Q/V \leq 12 \text{ т/м}^3 \cdot \text{год}$, де Q – продуктивність млина по загальному живленню, т/год; V – об'єм млина м^3 [4]. Отже, оптимальні значення циркулюючого навантаження повинні знаходитись в межах 200...400%.

Величина циркулюючого навантаження при заданій крупності подрібнення залежить від ступеня подрібнення (початкового розміру шматків вихідної руди) і подрібнюваності руди. При збільшенні ступеня подрібнення (крупності твердого на вході) і погіршенні подрібнюваності руди циркулююче навантаження зростає. Залежність питомої продуктивності млина по готовому продукту від величини циркулюючого навантаження має екстремальний характер з максимумом показника. Усі можливі сполучення крупності й подрібнюваності вихідної руди створюють достатньо широкий перелік її

різновидів, які характеризуються сім'єю екстремальних залежностей. Оскільки циркулююче навантаження зростає при збільшенні продуктивності живлення, збільшуючи поетапно подачу матеріалу на вході млина при найменшому вмісті твердого в пульпі, можна при будь-якому різновиді руди відшукати й підтримувати екстремальне значення питомої продуктивності технологічного агрегату по готовому продукту. Однак потік живлення вихідної руди і циркулююче навантаження кульового млина не характеризують його стан. Кульовий млин працює найбільш ефективно, коли його об'єм на 50% заповнено різнорозмірними кулями й подрібнюваною рудою. При цьому руда повинна знаходитись у проміжках між кулями, які складають близько 38% загального об'єму, зайнятого подрібнюючим середовищем. Такий стан млина контролювати практично неможливо, тому звертаються до непрямих методів оцінювання його завантаження. Здебільшого використовують звукометричні підходи та методи, зв'язані з масою всього барабана, футеровки, куль та руди. Якість прийняття рішень можна значно покращити, якщо визначати параметри безпосередньо руди, яка знаходиться в барабані млина. Даний підхід визначення необхідного завантаження кульового млина рудою необхідно розробити.





б)

Рисунок 4.2 – Загальна (а) та раціональна (б) моделі кульового млина для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень за параметром продуктивності по готовому продукту, що оптимізується

Підтримуючи достатньо точно завантаження кульового млина рудою на найвищому рівні зміною продуктивності живлення, можливо підвищенням вмісту твердого в пульпі досягти максимального значення споживаної потужності. Це буде відповідати найвищій продуктивності млина по готовому продукту.

Таким чином, створена модель кульового млина як керованого об'єкта для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень за параметром продуктивності по готовому продукту дозволяє організувати раціональне керування процесом подрібнення з використанням продуктивності живлення, циркулюючого навантаження та розрідження пульпи. Вихідним параметром є питома продуктивність по готовому продукту, а додатковою вихідною величиною – споживана потужність. Реалізація такого керування кульовим млином потребує розробки методики визначення його раціонального завантаження рудою та підходу до автоматизованого формування і підтримання необхідної характеристики крупності кульового навантаження.

4.2 Застосування комбінованого алгоритму кластеризації для визначення навчальних вибірок за окремими різновидами руди

Як було попередньо показано для підвищення адекватності прогнозуючих моделей необхідно перегрупувати (кластеризувати) дані навчальних вибірок відповідних нейроструктур за окремими сортами руд. Для цього слід застосувати відомі методи кластеризації.

Формально задача кластеризації статистичних даних секції збагачення може бути описана так. Є множина об'єктів даних I (статистика станів роботи секції), кожен з яких характеризується набором атрибутів. Необхідно побудувати множину кластерів C і відображення F множини I на множину C , тобто $F: I \rightarrow C$. Відображення F задає модель даних, що являються рішенням задачі. Множина I визначається таким способом:

$I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$, где i_j – досліджуваний об'єкт.

Кожен з об'єктів характеризується набором параметрів:

$i_j = \{x_a, x_s, x_d, x_i\}$

Кожна змінна x_k ($i = \{a, s, d, i\}$) може приймати значення з деякої множини: $x_k = \{v_{k1}, v_{k2}, \dots\}$.

Задача кластеризації полягає в побудові множини:

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_k, \dots, c_g\}$, де c_k – кластер, що містить «схожі» один з одним об'єкти із множини I :

$c_k = \{i_j, i_k \mid i_j \in I, i_k \in I \text{ и } d(i_j, i_k) < \sigma\}$;

де σ – величина, що визначає міру близькості для включення об'єктів в один кластер; $d(i_j, i_k)$ – міра близькості між об'єктами, що зветься відстанню [4].

Невід'ємне значення $d(i_j, i_k)$ називається відстанню між елементами i_j та i_k , якщо виконуються такі умови:

- 1) $d(i_j, i_k) \geq 0$, для всіх i_j и i_k ;
- 2) $d(i_j, i_k) = 0$, тоді і тільки тоді, коли $i_j = i_k$;
- 3) $d(i_j, i_k) = d(i_k, i_j)$;
- 4) $d(i_j, i_k) \leq d(i_k, i_m) + d(i_m, i_j)$.

Якщо відстань $d(i_k, i_k)$ менша за деяке σ , то говорять, що елементи близькі і переміщуються до одного кластеру. В іншому випадку вважається, що

елементи відрізняються один від одного та їх переміщують у різні кластери. Відстані між об'єктами припускають їх представлення у вигляді точок m багатовимірному простору R_m (у нашому випадку $m = 4$). Частіше всього в якості міри може бути використано Евклідову відстань. Цю відстань обчислюють так:

$$d(i_j, i_k) = \sqrt{\sum_{t=1}^m (x_{jt} - x_{kt})^2} \quad (4.1)$$

Іноді, щоб надати більшої ваги більш віддаленим один від одного об'єкти, стандартну евклідову відстань підносять до квадрату.

Для вирішення поставленого завдання кластеризації скористаємося пакетом Microsoft Analysis Services, що є частиною системи управління базами даних Microsoft SQL Server, і що дозволяє зберігати дані й виконувати бізнес-аналіз за рахунок коштів роботи з OLAP (OnLine Analytical Processing) і інтелектуальним аналізом даних. У пакеті реалізований метод Microsoft Clustering, що базується на двох принципових алгоритмах кластеризації: алгоритм k-середніх (K-Means) і EM алгоритм (Expectation Maximization). Обидва алгоритми належать до класу так званих неієрархічних алгоритмів, заснованих на оптимізації деякої цільової функції, яка визначає оптимальне розбиття множини даних на групи. Перший метод, алгоритм k-середніх, – метод жорсткої кластеризації. Це означає, що точка даних може належати тільки одному кластеру й для приналежності кожної точки даних цього кластеру обчислюється одне значення ймовірності. Другий метод, максимізація очікувань (EM), – це метод м'якої кластеризації. Це означає, що точка даних завжди належить до кількох кластерів і для всіх можливих поєднань точок даних з кластерами обчислюються ймовірності.

Алгоритм кластеризації Microsoft надає два методи створення кластерів та призначення кластерів точкам даних.

Алгоритм кластеризації можна задати за допомогою параметра CLUSTERING_METHOD. За замовчуванням використовується масштабована максимізація очікування.

При кластеризації методом EM алгоритм інтеративно уточнює початкову модель кластеризації, підганяючи її до даних, і визначає ймовірність

приналежності точки даних кластера. Цей алгоритм закінчує роботу, коли ймовірна модель відповідає даним. Функція, яка використовується для встановлення відповідності, – логарифм правдоподібності даних, що вводяться в модель.

Якщо в процесі формуються порожні кластери або кількість елементів в одному або декількох кластерах виявляється менше заданого мінімального значення, нечисленні кластери заповнюються повторно за допомогою нових точок і алгоритм EM запускається знову.

Результати методу масштабованої максимізації очікування є ймовірними. Це означає, що кожна точка даних належить всім кластерам, але з різною ймовірністю. Оскільки метод допускає перекриття кластерів, сума елементів усіх кластерів може перевищувати число елементів навчального набору. Тому в результатуючої моделі інтелектуального аналізу даних у показники, які виражають потужність вноситься відповідна поправка.

За замовчуванням моделі кластеризації Майкрософт використовують алгоритм масштабованої максимізації очікування. Цей алгоритм використовується за умовчанням, оскільки він має декілька переваг у порівнянні з методом кластеризації K-середніх:

- не вимагає більше одного перегляду бази даних;
- працює навіть при обмеженому обсязі оперативної пам'яті;
- може використовувати однопрохідний курсор;
- за продуктивності випереджає методи, що вимагають вибірки.

Реалізація Майкрософт надає два режими: максимізацію очікування, яка масштабується і не масштабується. За замовчуванням при масштабуємії максимізації очікування проглядається 50 000 записів. У разі успіху модель використовує тільки ці дані. Якщо модель не вдається підігнати на підставі 50 000 записів, зчитуються ще 50 000 записів. При немасштабованій максимізації очікування зчитується весь набір даних, незалежно від його розміру. Цей метод створює кластери більш точно, але має значні вимоги до обсягу пам'яті. Оскільки метод масштабуємії максимізації очікування використовує локальний буфер, ітерації з переглядом усіх даних працюють швидше і цей алгоритм

набагато краще використовує кеш пам'яті процесора, ніж метод немаштабуємій максимізації очікування. Більш того, метод маштабуємій максимізації очікування втричі швидше методу немаштабуємій максимізації очікування, навіть якщо всі дані вміщаються в оперативній пам'яті. У більшості випадків виграш в швидкості не веде до погіршення якості остаточної моделі.

Кластеризація методом К-середніх – добре відомий метод визначення приналежності елементів кластерам за допомогою мінімізації різниці між елементами кластера і максимізації відстані між кластерами. Слово "середні" у назві методу відноситься до центр ваги кластерів. Центроїд – точка даних, яка вибирається довільно, а потім ітеративно уточнюється, поки не починає являти собою справжнє середнє всіх точок даних кластера. «К» означає будь-яку кількість точок, які використовуються для формування початкових значень процесу кластеризації. Алгоритм К-середніх обчислює квадрати евклідових відстаней між записами даних у кластері і вектор, що представляє собою середнє даного кластера. Метод сходиться, видаючи остаточний набір з кластерів, коли згадана сума мінімізована.

Алгоритм К-середніх призначає кожній точці даних рівно один кластер і не допускає невизначеності в приналежності точки кластера. Належність до класу виражається відстанню від центроїда.

Зазвичай алгоритм К-середніх використовується для створення кластерів безперервних атрибутів, для яких нескладно вирахувати відстань до середнього. Однак реалізація Microsoft використовує метод К-середніх і для кластеризації дискретних атрибутів за допомогою ймовірностей. Для дискретних атрибутів відстань від точки даних до конкретного кластера обчислюється таким чином: $1 - P$ (точка даних, кластер).

Алгоритм К-середніх надає два методи вибірки з набору даних: немасштабовані К-середні, коли завантажуються весь набір даних і виконується кластеризація за один прохід, і масштабовані К-середні, коли завантажуються перші 50 000 варіантів, а додаткові – тільки якщо це необхідно для поліпшення моделі.

У SQL Server 2008 конфігурація за замовчуванням для алгоритму кластеризації Microsoft була змінена для використання внутрішнього параметра `NORMALIZATION = 1`. Нормалізація виконується з використанням статистики z-показника і передбачає наявність нормального розподілу. Метою даної зміни в поведінці за замовчуванням є мінімізація впливу атрибутів, які можуть мати великі розміри і багато викидів. Однак нормалізація за z-показником може змінити результати кластеризації для розподілів, відмінних від нормальних (наприклад, рівномірних розподілів). Щоб уникнути нормалізації і отримати ту ж саму поведінку, що існувала в алгоритмі кластеризації методом К-середніх в SQL Server 2005, можна використати додавання користувацького параметра `NORMALIZATION`, і задати для нього значення 0.

Результати методу масштабованої максимізації очікування є ймовірнісними. Це означає, що кожна точка даних належить усім кластерам, але з різною ймовірністю. Оскільки метод допускає перекриття кластерів, сума елементів усіх кластерів може перевищувати число елементів навчального набору. Тому в результуючій моделі інтелектуального аналізу даних у показники, які виражають потужність, вноситься відповідна поправка.

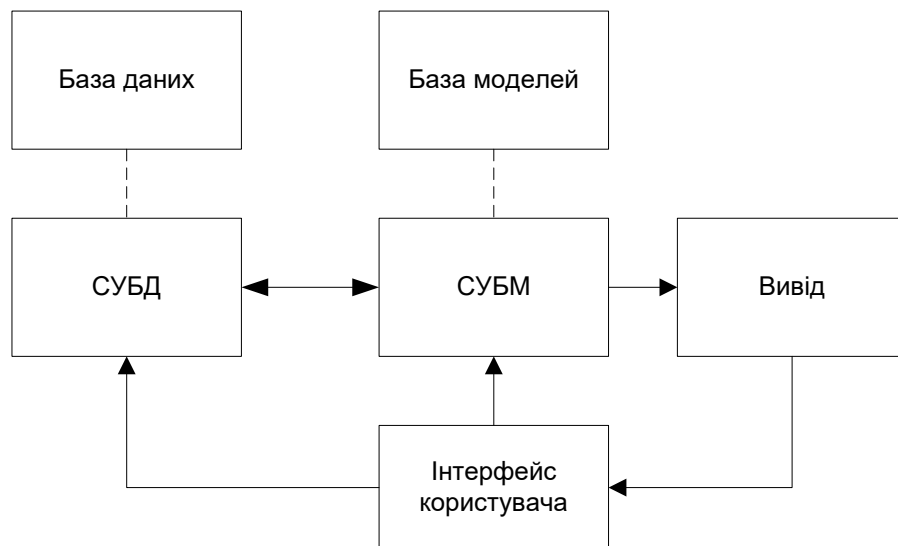


Рисунок 4.3 – Архітектура СКІР

Головними компонентами архітектури СКІР (рис. 4.3) є: база даних, підсистема управління базою даних (СУБД); інтерфейс користувача; база моделей і система управління базою моделей (СУБМ). Вміст БД охоплює історію поточних операцій, а також інформацію про середовище. Користувач

має набір можливостей, альтернатив, використовуючи їх відповідно до свого пізнавального стилю "уявних моделей".

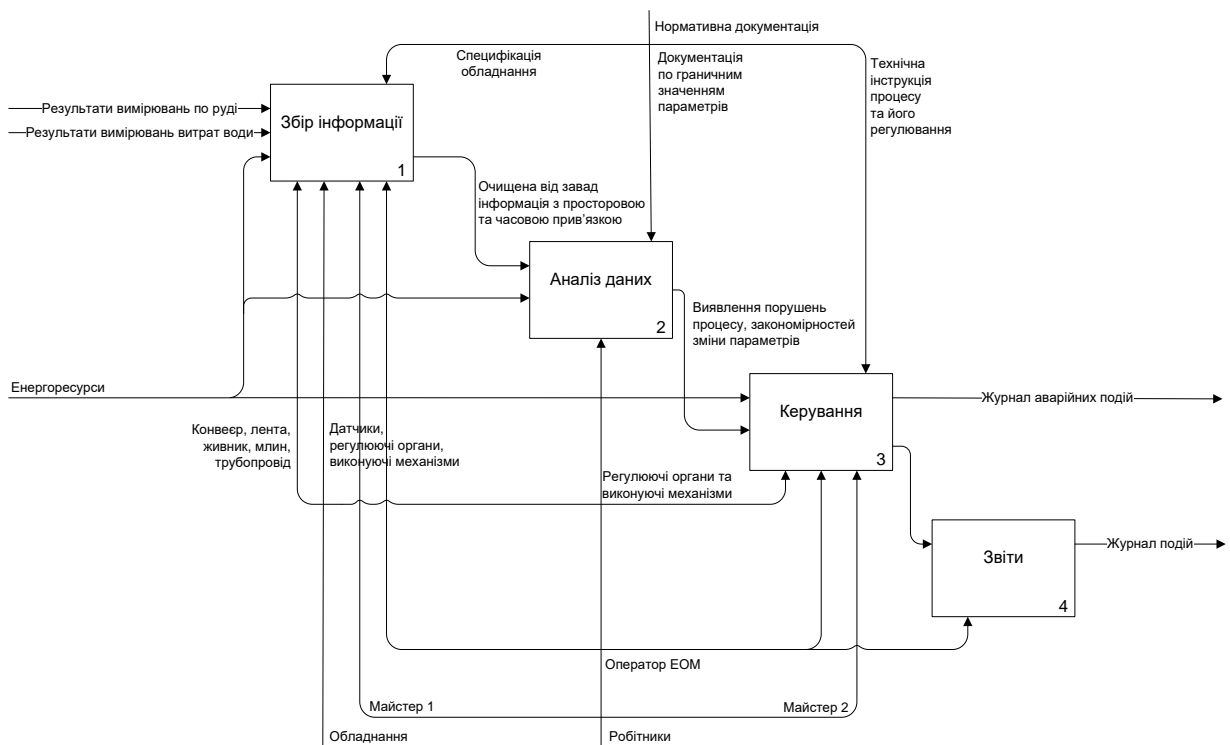


Рисунок 4.4 – Функціональна схема процесу подрібнення

На функціональній схемі процесу подрібнення (рис. 4.4) СКІР розміщується в блоці аналізу даних, що на основі даних від датчиків та оператора формує пропозиції зміни режиму роботи секції для блоку керування.

4.3 Структура та платформа бази даних

Технологічна база даних (БД) призначена для накопичення статистики зміни показників у ході роботи ТП. Як системи керування такою БД доцільно застосовувати СУБД промислового типу: Industrial SQL, ORACLE, MS SQL, Informix.

До переліку обов'язків технічного персоналу підприємства входять: підвищення якості продукції, підвищення ефективності виробництва, а також підвищення коефіцієнта корисної дії використовуваного обладнання. Для досягнення цих цілей потрібно володіти оперативною та архівною інформацією про стан виробництва і характеристики продукції, що випускається.

Спеціалісти із контрольно-вимірювальних засобів повинні мати повну інформацію про структуру й функціонування всієї системи контрольно-вимірювальних приладів. IndustrialSQL Server може надати їм всю необхідну конфігураційну інформацію про значення контрольних параметрів, допустимі похибки та реалізовувати реєстрацію функціонування всієї системи, записуючи інформацію про відхилення робочих параметрів від встановлених значень, помилок вимірювання та виходів за межі границь і тим самим дозволяючи знаходити відповіді на питання про оптимальність даних контрольних точок для даного контуру регулювання, генерації хибної помилки спрацюванням блокуючого вузла, достатній обсяг інформації, що видає оператору даний алгоритм та ін.

Технологічний персонал повинен мати інформацію про поведінку процесу в установленому та неустановленому режимах. IndustrialSQL Server зберігає всю інформацію про параметри та події процесу, надаючи спеціалістам можливість аналізувати перехідні процеси та аварійні стани процесу.

Обслуговуючий персонал повинен мати інформацію про поточний стан обладнання та умов його експлуатації. IndustrialSQL Server зберігає як виробничий архів, так оперативні дані.

Керівники виробничих відділів потребують підсумкової інформації про хід виробничого процесу і основні події. IndustrialSQL Server може надавати необхідні дані, як в підсумковому, так і згрупованому вигляді, а також записувати інформацію про події, що відбулися. З його допомогою керівники зможуть отримувати точні відповіді на запитання про: обсяг денного випуску продукції, причини і тривалість простоїв устаткування протягом місяця, відповідність продукції до планових показників.

Працівники служби контролю якості повинні мати повну інформацію про якість продукції, що випускається, невідповідності й відхилення від заданих параметрів. IndustrialSQL Server може здійснювати запис усіх вимірюваних технологічних параметрів і пов'язувати їх з конкретною партією продукції, допомагаючи знаходити відповіді на запитання про: вплив змін технологічної карти на якість продукції, ймовірність появи дефектів в продукції даного типу,

взаємозв'язок між даними температурним профілем і відхиленнями даного параметра від заданого значення.

Оператори технологічного обладнання повинні мати можливість порівнювати поточні умови експлуатації з існуючими раніше і виявляти аномальну поведінку процесу. IndustrialSQL Server зберігає як оперативні, так й архівні дані і дозволяє порівнювати їх.

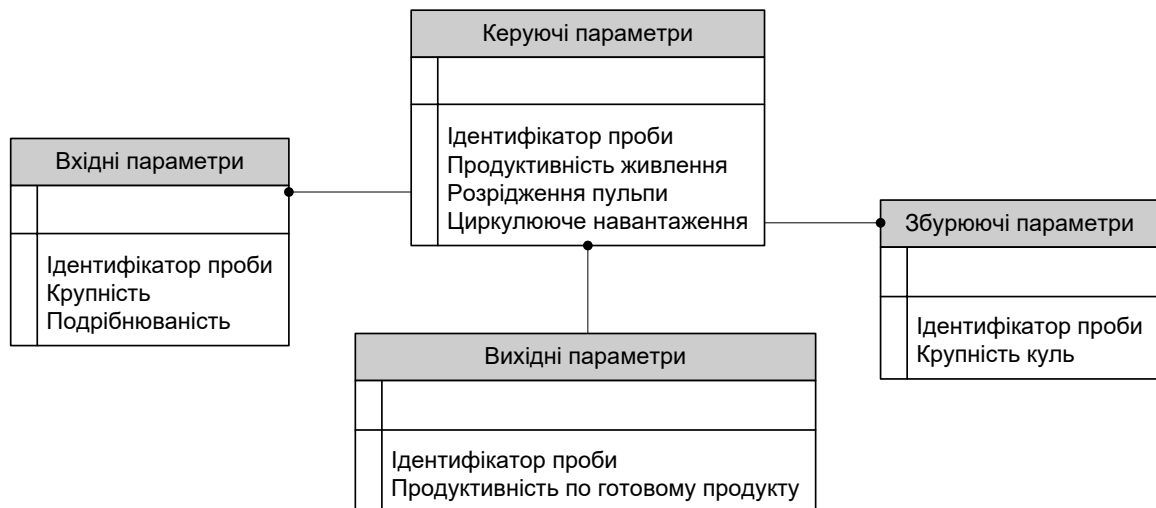


Рисунок 4.3 – Структура БД

Зв'язок між таблицям реалізовано за принципом один до одного через первинний ключ «ідентифікатор проби», що являє собою час вимірювання значень представлених параметрів.

4.4 Алгоритм прогнозування та його реалізація

Запропонована методика описується таким алгоритмом

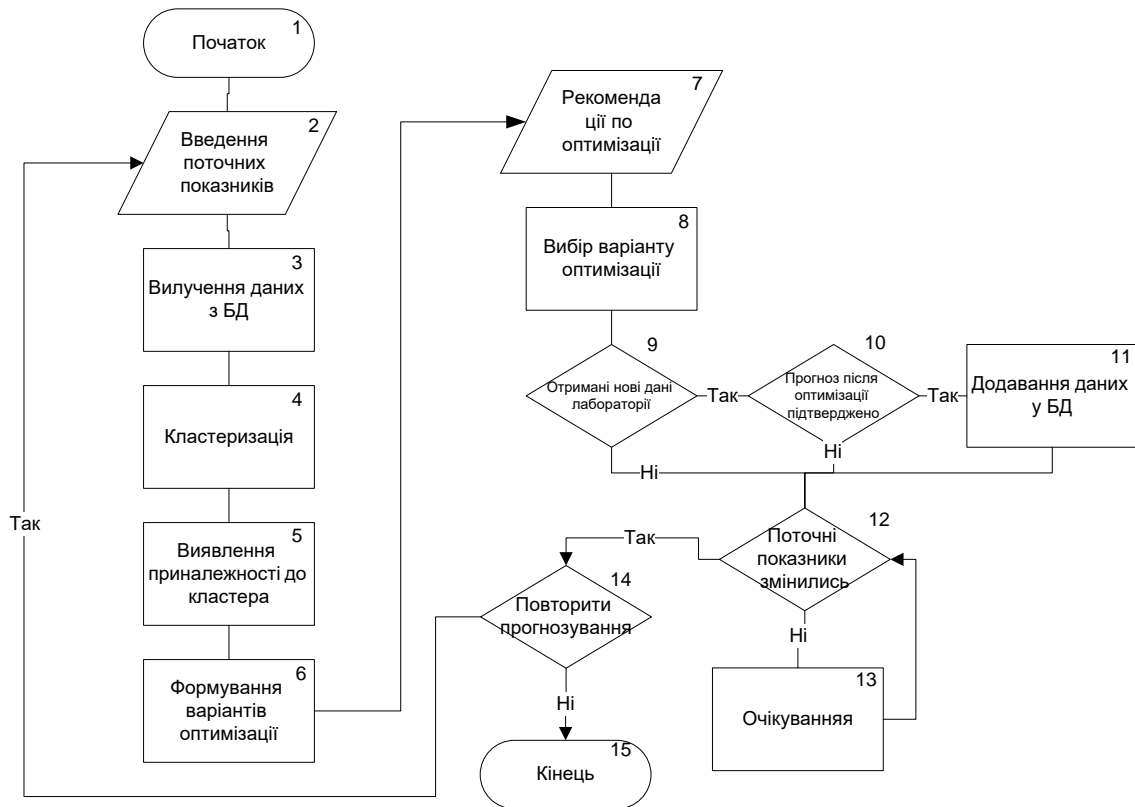


Рисунок 4.4 – Алгоритм прогнозування вхідного параметра

Проводиться підготовка БД для подальшої роботи методу.

Множину об'єктів даних I (статистику параметрів роботи об'єкта), кожен з яких характеризується набором атрибутів. Параметри об'єкта розподіляються на вхідні, вихідні, керуючі та збудуючі і заносяться до БД.

Проводиться кластеризація БД для зменшення обсягу даних, що будуть оброблятися нейромережею.

Будується множина кластерів C та відображення F множини I на множину C тобто $F: I \rightarrow C$. Множину I визначаємо таким чином:

$I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$, де i_j – досліджуваний об'єкт.

Кожен об'єкт характеризується набором параметрів:

$i_j = \{x_a, x_s, x_d, x_i\}$, де x_a – крупність руди; x_s – подрібнюваність руди; x_d – продуктивність живлення; x_i – продуктивність по готовому продукту.

Кожна змінна x_k ($k = \{a, s, d, i\}$) може приймати значення з деякої множини: $x_k = \{v_k^1, v_k^2, \dots\}$.

Задача кластеризації полягає в побудові множини:

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_k, \dots, c_g\}$, де c_k – кластер, що містить «схожі» один з одним об'єкти із множини I :

$$c_k = \{i_j, i_k \mid i_j \in I, i_k \in I \text{ та } d(i_j, i_k) < \sigma \};$$

де σ – величина, що визначає міру близькості для включення об'єктів до одного кластера; $d(i_j, i_k)$ – міра близькості між об'єктами.

Обирається параметр для прогнозування.

У якості прогнозованого параметру пропонується обирати показник, значення якого неможливо визначити в поточний момент часу x_{t-1}

У якості вхідних параметрів визначаються поточні параметри об'єкта.

Використовуються дані оперативного контролю $i_{t0} = \{v_a^0, v_s^0, v_d^0, v_i^0\}$.

Визначається, до якого із кластерів належить отриманий набір вхідних даних.

$$c_{t0} = \{i_j, i_{t0} \mid i_j \in I, i_{t0} \in I \text{ та } d(i_j, i_{t0}) < \sigma \}.$$

Дані, що належать кластеру c_{t0} використовуються в якості навчальної вибірки

Пропонується реалізація в середовищі NeuroSolutions.

Дані розміщуються в текстовому файлі (data.svc) ASCII символів у формі стовбців таблиці.

Модель представлена стандартною трьохшаровою (0-2) нейромережею зустрічного розповсюдження. Нейрони шару 0 слугують точками розгалуження і не беруть участі в обчисленнях. Кожен нейрон шару 0 пов'язаний з кожним нейроном шару 1 (шар Кохонена). Аналогічно пов'язані нейрони шару 1 і 2 (шар Гросберга).

Навчена нейромережа використовується для прогнозування шуканого параметра (i_{t0})

Прогнозування реалізується засобами NeuroSolutions з використанням поточних параметрів i_{t0} .

У БД проводиться пошук станів, що є близькими до поточного за вхідними та збурюючими параметрами.

$$i^j = \{x_a, x_s, \}$$

$$c^k = \{i^j, i_k \mid i^j \in I, i_k \in I \text{ та } d(i^j, i_k) < \sigma \}.$$

Набори керуючих параметрів отриманих станів пропонуються як варіантів зміни поточних керуючих параметрів для переходу до стану з бажаними вихідними параметрами.

На рисунку 4.5 представлено інтерфейс СКПР диспетчера технолога РЗФ.



Рисунок 4.5 – Інтерфейс СКПР диспетчера-технолога РЗФ

При введенні поточних параметрів І-ї стадії та регульованих параметрів відбувається прогнозування різновиду та міцності вхідної сировини. Після вибору запропонованого варіанта зміни регульованих параметрів розраховується зміна поточних показників. Технолог застосовує запропоновані зміни, орієнтуючись на планові показники.

До впровадження СКПР дані про міцність руди отримувались у результаті лабораторного аналізу технологічної проби. Часові проміжки між заборами технологічних проб сягають двох годин. Використання СКПР дозволить технологу обирати параметри для зміни режиму роботи на основі спрогнозованих даних протягом 5-ти хвилин.

Розроблене програмне забезпечення, алгоритми та засоби, а також авторські методи і моделі, що отримані у результаті проведених досліджень знайшли відображення в результуючій «Методиці прийняття рішень для технологічного процесу збагачення на основі непрямого визначення вхідного параметра».

Зазначена методика використана підприємствами: ТОВ «Криворізький інститут автоматики», ТОВ «Криворізька промислова інвестиційна компанія» у проектних та інжинірингових розробках на ГЗК Кривбасу.

Результати роботи також упроваджено в навчальний процес на кафедрі комп'ютерних систем та мереж ДВНЗ «Криворізький національний університет» (додаток А) у рамках дисциплін: «Комп'ютерні системи», «Комп'ютерні мережі», «Дослідження комп'ютерних систем штучного інтелекту», а також дипломному проектуванні за спеціальністю 123 – Комп'ютерна інженерія.

4.5. Економічне обґрунтування застосування СКІР

Економічне обґрунтування застосування системи комп'ютерної підтримки рішень в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ можливо здійснити за методикою, наведеною в [105], на підставі урахування низки стабілізуючих факторів (зниження амплітуди коливань математичного сподівання та дисперсії якісних та кількісних показників ТП). Для цього використовувалися залежності собівартості переділу в умовах різних ГЗК Кривбасу (рис. 4.6), отримані в [39].

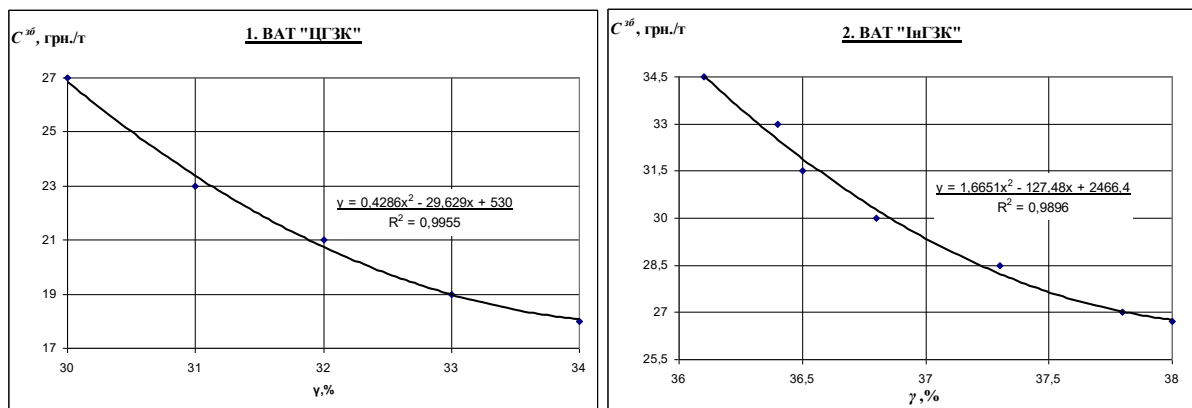


Рис. 4.6. Залежності питомих витрат зі збагачення ($C^{об}$, грн./т) від виходу концентрату (γ , %): 1 – Центральний ГЗК; 2 – Інгулецький ГЗК.

Аналіз залежностей рис. 4.6 свідчить, що збільшення виходу концентрату на 1% призводить до зменшення питомих витрат на переділ збагачення в середньому на 2-4 грн./т. Наведені дані достатньо добре апроксимуються поліноміальним трендом другого порядку (коефіцієнт детермінації R^2 перевищує 0,99).

Розрахунки, виконані на підставі досліджень за даними РЗФ Центрального ГЗК, показують зменшення дисперсії виходу концентрату на 1,5%. При цьому математичне сподівання збільшилося на 0,3%. Останнє дозволяє стверджувати про збільшення виходу концентрату в середньому на 0,3%.

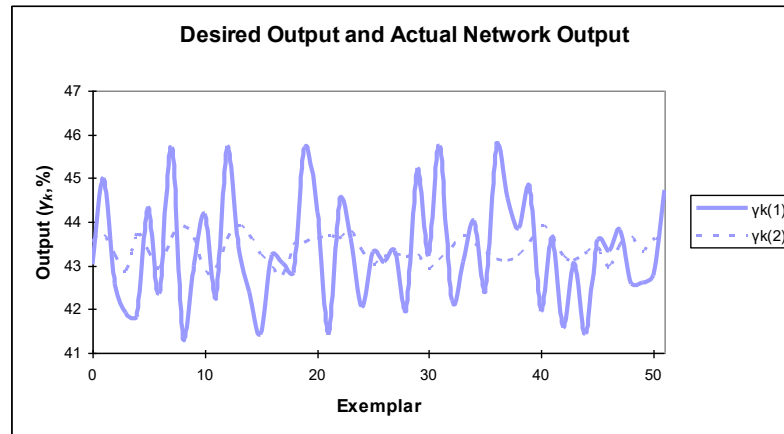


Рис. 4.7. Зміни показника виходу концентрату (ЦГЗК): 1 – без застосування СКПР; 2 – при застосуванні СКПР.

Отже, з урахуванням трендових залежностей (рис. 4.6) та рекомендацій методики [105] оцінка річного економічного ефекту за рахунок збільшення виходу результуючого концентрату на прикладі РЗФ Центрального ГЗК буде складати:

$$E_p = \Delta\gamma \cdot \Delta C^{зб} \cdot Q_p + \Delta\gamma \cdot C^k \cdot Q_p = \Delta\gamma \cdot Q_p (\Delta C^{зб} + C^k), \quad (4.2)$$

де E_p – оцінка значення загального річного економічного ефекту, що очікується, грн.;

$\Delta\gamma$ – приріст значення виходу результуючого концентрату за рахунок стабілізації технологічних показників, % (на підставі вищезазначених міркувань приймаємо $\Delta\gamma=0,3\%$);

$\Delta C^{зб}$ – зменшення питомої собівартості переділу збагачення за рахунок збільшення виходу концентрату на 1%, грн./т (для розрахунку приймаємо $\Delta C^{зб}=2$ грн./т);

C^k – ринкова ціна 1т концентрату встановленої якості, вологості, домішок тощо, грн./т (від 82\$/т у цінах першого півріччя 2019р.);

Q_p – усереднена річна продуктивність типової секції РЗФ з переробки руди, т/рік (з урахуванням проектної місячної продуктивності, ремонтних та інших вимушених простоїв, для цього приймаємо $Q_p=1,1$ млн.т/рік).

При цьому перша складова формули (4.2) враховує зменшення собівартості переділу збагачення, а друга – збільшення доходу за рахунок реалізації додаткового концентрату. З урахуванням цього розрахунок інтегрованого значення річного економічного ефекту для однієї типової секції РЗФ в умовах Центрального ГЗК дає

$$E_p = 0,003 \times 1100000 (2 + 2058) = 6\,798\,000 \text{ грн.} \approx 6,8 \text{ млн. грн.}$$

Коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень ($e_{кв}$) на впровадження СКПР розраховується за формулою:

$$e_{кв} = E_p / (K_г + E_г), \quad (4.3)$$

де $K_г$ – капітальні витрати на створення СКПР;

$E_г$ – експлуатаційні витрати на впровадження, експлуатацію та обслуговування системи.

Гранична величина капітальних витрат на створення СКПР, призначеної для одночасного контролю однієї технологічної лінії (секції) РЗФ становить 422 тис. грн.

Експлуатаційні витрати на рік (12 місяців) з розрахунку 1,5% на місяць складуть:

$$E_г = 0,015 K_г \times 12 = 76 \text{ тис. грн.}$$

Тоді на підставі залежності (4.3) коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень дорівнює

$$e_{кв} = 6\,798\,000 / (422\,000 + 76\,000) = 13,65.$$

Термін повної окупності системи

$$T = 1 / e_{кв} = 1 / 13,65 \approx 0,073 \text{ р.} = 1 \text{ міс.} \quad (4.4)$$

Схожі результати дають аналогічні розрахунки для РЗФ інших ГЗК Кривбасу.

4.6 Висновки до розділу 4

1. З метою спрощення процесу прийняття керуючих рішень шляхом зменшення кількості значущих факторів застосовано раціональну модель кульового млина для групування характеристик технологічного процесу та подальшого їх представлення в ролі параметрів процесу, що оптимізується. У результаті цього було зменшено обсяг вхідних параметрів (до 40% від первинного набору), що призвело до пришвидшення процесу обчислення на 4%.

2. Уперше встановлено, що комбінація методів кластеризації зменшує навантаження на апаратну частину, оскільки метод масштабованої максимізації очікування використовує локальний буфер, ітерації з переглядом усіх даних працюють швидше, і цей алгоритм набагато краще використовує кеш пам'ять процесора, ніж метод немасштабованої максимізації очікування.

3. Запропонована структура бази даних, реалізована засобами IndustrialSQL Server, яка дає змогу володіти оперативною та архівною інформацією про стан виробництва і характеристики продукції, що випускається.

4. Наведено алгоритм прогнозування, заснований на поєднанні методів кластеризації та використання прогнозуючої нейромережі, що дає можливість фахівцеві оперативно отримати рекомендації щодо прийняття рішень щодо поведінки об'єкта протягом п'яти хвилин (без застосування СКПР дані для прогнозу надавалися лабораторією не швидше ніж за 2 години).

5. Встановлено термін окупності запропонованої СКПР (1 місяць) за методикою, що враховує вплив стабілізуючих факторів в умовах технологічної лінії РЗФ із розрахунку приросту значення виходу концентрату на 0,3%.

Результати досліджень, що наведені в цьому розділі, представлені в таких публікаціях:

1. Senko A., Kupin A., Mysko B. (2019). Development of classification model based on neural networks for the process of iron ore beneficiation. *Technology Audit and Production Reserves*, 3/2(47), P. 42–47.

2. Купін А.І., Музика І.О., Сенько А.О., Коваленко К.А., Мисько Б.С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 29 (68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168-173
3. Сенько А.О. Нейромережеві моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2018. – № 2(115). – С. 128–134.

ВИСНОВКИ

Проведені в дисертації дослідження дозволили отримати теоретичні і прикладні результати та розв'язати актуальні наукові завдання, які стосуються створення моделі, методу та інформаційної технології прийняття рішень для технологічного процесу подрібнення на основі непрямого визначення міцності руди, а саме:

1. Проведено аналіз технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Запропоновано використання СКПР, у якій стратегія управління заснована на включенні математичної моделі в контур прийняття рішень і прогнозі по ній в режимі реального часу результатів процесу.

2. Розглянуто та класифіковано на основі системного підходу статичні та динамічні характеристики комплексів мокрого магнітного збагачення, а також статистичні характеристики збурень на процес магнітної сепарації. Проаналізовано їхню кореляцію та відібрано параметри для побудови моделі.

3. Розроблено абстрактну модель, що реалізує ймовірнісну нейронну мережу для зворотного прогнозування параметра міцності руди. Критерій середньої абсолютної похибки (MAE) становить 0,086.

4. Встановлено властивості щодо тенденцій змін параметрів секції збагачення на основі застосування R/S-аналізу Херста. А саме: отримано оцінки щодо збереження/зміни властивостей часового ряду. Крім того, було розраховано період збереження тенденції для подальшого прогнозування в рамках встановлених інтервалів.

5. Запропоновано застосування ГА для оптимізації багатовимірної функції мети, що дало змогу просунути вперед на шляху пошуку максимального значення розглянутої функції, що може дозволити технологу прийняти найкраще рішення щодо проведення технологічного процесу (а саме: при яких обертах барабану млина, або співвідношенні руда/вода буде найбільше значення продуктивності).

6. Удосконалено метод формування фіксованої навчальної вибірки для тренування нейромережі з використанням методів кластеризації, що прискорює параметризацію та знижує можливість перенавчання.

7. Запропоновано інформаційну технологію для комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень, яку засновано на поєднанні методів кластеризації та використання прогнозуючої нейромережі, що дає можливість фахівцеві оперативно отримати рекомендації щодо прийняття оперативних рішень відносно поведінки об'єкту протягом п'яти хвилин (без застосування СКПР дані для прогнозу надавалися лабораторією не швидше ніж за 2 години).

8. Проведено впровадження на ТОВ «КРИВОРІЗЬКА ПРОМИСЛОВА ІНВЕСТИЦІЙНА КОМПАНІЯ» ТОВ «КРИВОРІЗЬКИЙ ІНСТИТУТ АВТОМАТИКИ» Результати роботи впроваджені в навчальний процес ДВНЗ «Криворізький національний університет» на факультеті інформаційних технологій та застосовані при проведенні навчальних занять з дисциплін: «Комп'ютерні мережі», «Глобальні комп'ютерні мережі», «Комп'ютерні мережі та захист даних», «Системне програмування», а також при дипломному проектуванні для спеціальностей 123 «Комп'ютерна інженерія», 015 «Професійна освіта. Комп'ютерні технології», 122 «Комп'ютерні науки».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Маляров П.В. Основы интенсификации процессов рудоподготовки / Маляров П.В. – Ростов-на Дону, 2004. – 185 с.
2. Дырда В.И. Рудоизмельчительные барабанные мельницы с резиновой футеровкой / В.И. Дырда, С.Л. Евенко, А.Е. Маркелов, И.В. Хмель // Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. – Днепропетровск, 2011. – Вып. 96. – С. 122–155.
3. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту. Кривий Ріг, 2018. 298с.
4. Senko A., Kupin A., Mysko B. (2019). Development of classification model based on neural networks for the process of iron ore beneficiation. *Technology Audit and Production Reserves*, 3/2(47), P. 42–47.
5. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Оптимізації на основі генетичних підходів для процесу збагачення залізної руди. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 30(69), №4 Ч.1. 2019 р. С. 93-99.
6. Купін А.І., Музика І.О., Сенько А.О., Коваленко К.А., Мисько Б.С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 29(68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168-173.
7. Сенько А. О. Моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2015 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2015. – С. 63–64.
8. Kupin A., Senko A. Principles of intellectual control and classification optimization in conditions of technological processes of beneficiation complexes.- CEUR-WS.- 2015. -Vol. 1356.- Pp. 153-160.

9. Сенько А. О. До питання побудови прогнозуючої параметричної моделі для технологічного процесу подрібнення руди / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Сталій розвиток промисловості та суспільства: Міжнародна науково-технічна конференція, 20-22 травня 2015 р.: тези доп. – Кривий Ріг: ДВНЗ «КНУ», 2015. – С. 276–277.

10. Купін А.І., Система ситуаційного керування технологічними процесами збагачення на основі непрямого визначення властивостей первинної сировини / Купін А.І., Мисько Б.С., Сенько А.О. // Автоматика 2016. XXIII міжнародна конференція з автоматичного управління, 22-23 вересня 2016 р.: тези доп. – Суми: Сумський державний університет, 2016. – С. 138–139.

11. Сенько А. О. Кластеризація статистичних даних роботи секції збагачення / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2017. – № 4(81). – С. 103–109.

12. Сенько А.О. Нейромережеві моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди / А. І. Купін // Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2018. – № 2(115). – С. 128–134.

13. Мисько Б.С., Сенько А.О., Коваленко К.А. Принципи побудови системи керування рудопідготовкою в умовах збагачувального комбінату. Матеріали V міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Автоматизація і комп'ютерно-інтегровані технології» (АКІТ-2018), м.Київ, 11-12 квітня 2018р.НТУУ «КПІ» ім.І.Сікорського, 2018. – С.9-10.

14. Мисько Б.С. Автоматизована система прогнозування якісних показників рудопідготовки / Мисько Б.С., Сенько А.О., Коваленко К.А. // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-практична конференція, 27-29 березня 2018 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2018. – С. 148.

15. Сенько А.О. Факторний аналіз часових рядів для визначення рівня персистентності показників процесу збагачення залізної руди / А. І. Купін //

Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2019. – № 2(121). – С. 128–134.

16. Сенько А. О. Методи хаотичної динаміки в задачах дослідження технологічних характеристик секції збагачення / А. О. Сенько, А. І. Купін, // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24-26 березня 2019 р.: тези доп. – Дніпро : НМетАУ, 2019. – С. 63–64.

17. Сусликов Б.Ф. Опыт использования и перспективы применения эластомеров для футерования барабана шаровых мельниц на обогатительной фабрике СП «ЭРДЭНЭТ» /, Б.Ф. Сусликов, Е.Ф. Чижик, В.И. Соколов // Геотехническая механика. – 1999. – Вып. 14. – С. 86–93.

18. Кармазин В.И. О поиске оптимальных решений при обогащении полезных ископаемых / Кармазин В.И., Шупов Л.П., Кабаков М.А. // Обогащение полезных ископаемых : респ. межвед. науч.-техн. сборник М-ва высш. и среднего спец. образования УССР. – Киев: Техніка, 1967. – Вып. 2. – С. 13–23.

19. Губин Г.В. Разработка технологии обогащения труднообогатимого сырья. – В кн.: Обогащение тонковкрапленных руд. / Г.В. Губин, С.А. Граблев, В.С. Харламов. – Апатиты: узд-во Кольского филиала АН СССР, 1985. – С. 86–88.

20. Обогащение руд черных металлов : Темат. сб. / Н.и. и проект. инт по обогащению иагломерации руд черных металлов : [Редкол.: Г.В. Губин (пред.) и др.]. – М.: Недра, 1980. – Вып. 9. – 100 с.

21. Шестаков А.М. Губин Г. В. Повышение эффективности работы шаровых мельниц / А.М. Шестаков, Г.В. Губин // Черная металлургия: Бюл. научн.техн. инф. – М. – 1990. – № 3. – С. 43–44.

22. Губин Г.В. Энергосберегающие режимы барабанных мельниц / Губин Г.В., Шестаков А.А., Шестаков А.М. // Разработка рудных месторождений. – Кривой Рог. – 1996. – Вып. 59. – С. 68–70.

23. Губин Г.В., Ткач В.В., Губин Г.Г. Электрокинетические явления и дислокационный механизм разрушения руд при измельчении / Губин Г.В., Ткач

В.В., Губин Г.Г. // Разработка рудных месторождений : научнотехн. сб. – Кривой Рог. – 2000. – Вып. 72. – С. 57–61.

24. Пилов П.И. Производство железорудных концентратов из магнетитовых руд и перспектива его развития на Украине / П.И. Пилов, А.А. Ширяев // Состояние горнорудного производства на Украине и перспективы его развития : научн.-техн. семинар, Днепропетровск, 28–29 ноября 1995 г. – Днепропетровск, 1995. – С. 51–52.

25. Пилов П.И. Динамические характеристики технологии обогащения полезных ископаемых / П.И. Пилов, И.К. Младецкий, В.А. Святошенко // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2003. – № 8. – С. 178–179.

26. Младецкий И.К. Метод исследования обогатительной технологии / И.К. Младецкий, П.И. Пилов // Збагачення корисних копалин : наук.-техн. зб. – Дніпропетровськ, 2006. – Вип. 25(66). – 26(67). – С. 20–23.

27. Пилов П.И. Проблемы развития теории дезинтеграции полезных ископаемых и совершенствования подготовительных процессов обогащения / П.И. Пилов, А.А. Титов // Збагачення корисних копалин : наук.-техн. зб. – Дніпропетровськ, 2006. – Вип. 25(66). – 26(67). – С. 44–49.

28. Пилов П.И. Описание удельной поверхности продуктов измельчения на основе функций распределения дисперсности / П.И. Пилов, Н.С. Прядко // Збагачення корисних копалин : наук.-техн. зб. – Дніпропетровськ, 2013. – Вып. 53(94). – С. 57–64.

29. Дырда В.И. Резиновые футеровки технологических машин : [монография] / Дырда В.И., Зозуля Р.П., Левицкий А.П., Хмель И.В. – Днепропетровск: журфонд, 2014. – 255 с.

30. Разрушение горных пород при статическом и динамическом нагружении / Сборник научных трудов АН УССР. Институт геотехнической механики [Редкол.: Э.И. Ефремов и др.]. – Киев: Наукова думка, 1990. – 142 с.

31. Ревнивцев В.И. Селективное разрушение минералов / В.И. Ревнивцев, Г.В. Гапонов, Л.П. Зарогатский . – М.: Недра, 1988. – 286 с.

32. Справочник по обогащению руд. Подготовительные процессы [Под ред. О.С. Богданова, А. Олевского. – 2-е изд.] – М: Недра, 1982. – 366 с.

33. Ставрогин А.Н. Экспериментальная физика и механика горных пород / А.Н. Ставрогин, Б.Г. Тарасов. – СПб.: Наука, 2001. – 342 с.
34. Хан Х. Теория упругости / Х. Хан. – М: Мир, 1988. – 344 с.
35. Хопунов Э.А. Роль фактора нагружения в формировании селективного разрушения руд / Э.А. Хопунов // Обогащение руд. – М: Издательство «Руда и Металлы», 2011. – № 2 – С. 27–33.
36. Хопунов Э.А. Селективное разрушение минерального и техногенного сырья / Э.А. Хопунов // Екатеринбург: ООО «УИПЦ». – 2013. – 429 с.
37. Дэвис Э. Тонкое дробление в шаровых мельницах / Э. Дэвис // Теория и практика дробления и тонкого измельчения. – М. – 1932. – С. 153–170.
38. Олевский В.А. Размольное оборудование обогатительных фабрик / В.А. Олевский. – М.: Госгортехиздат, 1963. – 447 с.
39. Сокур Н.И. Дробление и измельчение руд / Сокур Н.И., Потураев В.Н., Бабец Е.К. – Кривой Рог: ВЭЖА, 2000. – 290 с.
40. Андреев С.Е. Полезная мощность, потребляемая шаровой мельницей при каскадном режиме работы / С.Е. Андреев // Обогащение руд. – 1964. – № 2. – С. 3–5.
41. Олевский В.А. О расходе энергии в шаровых и стержневых мельницах / В.А. Олевский // Горный журнал. – 1981. – № 16. – С. 50–56.
42. Дун И.Ф. Влияние профиля футеровки барабана на процесс измельчения и износа в шаровой мельнице / И.Ф. Дун, В.А. Цукерман // Обогащение руд. – 1974. – № 3. – С. 30–35.
43. Крюков Д.К. Исследование привода и футеровок шаровых мельниц : автореф. дис... на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук : спец. 05.05.06 «Гірничі машини» / Д.К. Крюков. – Свердловск, 1959. – 20 с.
44. Крюков Д.К. Футеровки шаровых мельниц / Д.К. Крюков. – М.: Машиностроение, 1965. – 175 с.
45. Крюков Д.К. Определение рационального профиля футеровочных плит с целью повышения технико-экономических показателей барабанных мельниц / Крюков Д.К., Беляев Ю.В., Трубицын М.Н. // Дробильно-размольное

оборудование и технология дезинтеграции : межвед. сборник науч. трудов «МЕХАНОБР». – Л.: 1989. – С. 70–77.

46. Крюков Д.К. Усовершенствование размольного оборудования обогатительных фабрик / Крюков Д.К. – М.: Недра, 1966. – 174 с.

47. Трубицын М.Н. Определение воздействия внутримельничной загрузки на барабан при водопадном режиме работы / М.Н. Трубицын // *Металлургическая и горная промышленность*. – 1997. – № 1. – С. 46–48.

48. Миронюк А.Ф. О нижней границе использования теории Дэвиса движения внут-римельничной загрузки / А.Ф. Миронюк, М.Н. Трубицын // *Современные пути развития горного оборудования и технологий переработки минерального сырья*. – Днепропетровск: НГА Украины, 1996. – С. 43–44.

49. Маляров П.В. Кинематика шаровой мельницы при смешанном режиме работы / П.В. Маляров, В.Ф. Степурин // *Обогащение руд*. – 1979. – № 2. – С. 29–32.

50. Маляров П.В. Исследование режимов работы шаровых мельниц с целью разработки износостойких профилей футеровочных плит : автореф. дис. На здобуття науковогоступеня канд. тех. наук : спец. 05.05.06 «Гірничі машини» / П.В. Маляров. – Ленинград, 1980 – 20 с.

51. Маляров П.В. Разработка и промышленные испытания футеровки шаровых мельниц / Маляров П.В., Данилов Л.И., Майстренко А.Г. // *Горный журнал*. – 1982. – № 9. – С. 50–52.

52. Марюта А.Н. Фрикционные колебания в механических системах / А.Н. Марюта. – М.: Недра, 1993. – 168 с.

53. Марюта А.Н. Общие закономерности движения материала в барабанных мельницах / А.Н. Марюта // *Известия ВУЗов. Горный Журнал*. – 1981. – № 5. – С. 108–115.

54. Шинкоренко С.Ф. Технология измельчения руд чёрных металлов / С.Ф. Шинкоренко. – М.: Недра, 1982. – 212 с.

55. Шмалый С.В. Автоколебательный режим работы шаровой мельницы с решёткой в замкнутом цикле измельчения / С.В. Шмалый // *Обогащение руд*. – 1987. – № 5. – С. 2–4.

56. Дырда В.И. Некоторые проблемы создания конкурентоспособных энергосберегающих футеровок барабанных мельниц / Дырда В.И., Маркелов А.Е., Евенко С.Л. // Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. – Днепропетровск, 2010. – Вып. 86. – С. 51–61.

57. Дырда В.И. Энергосберегающая технология дезинтеграции руд в шаровых мельницах с резиновой футеровкой / В.И. Дырда, В.А. Калашников, С.Л. Евенко, А.Е. Маркелов, А.В. Стойко, И.В. Хмель // Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. – Днепропетровск, 2012. – Вып. 106. – С. 24–29.

58. Дырда В.И., Калашников В.А., Евенко С.Л., Маркелов А.Е., Хмель И.В., Стойко А.В. Энергосберегающая ES-технология измельчения минерального сырья в шаровых мельницах с резиновой футеровкой / В.И. Дырда, В.А. Калашников, С.Л. Евенко, А.Е. Маркелов, И.В. Хмель, А.В. Стойко // IX Международный Конгресс обогатителей стран СНГ, 26–28 февр. 2013 г. : тез. докл. – М., 2013. – С. 231–234.

59. Дырда В.И. Резиновые футеровки технологических машин / В.И. Дырда, Р.П. Зозуля. – М. – Днепропетровск: Журфонд, 2013. – 236 с.

60. Дырда В.И. Новая ресурсо- и энергосберегающая RES-технология дезинтеграции руд в шаровых мельницах с резиновой футеровкой / В.И. Дырда, В.А. Калашников, И.В. Хмель // Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. – Днепропетровск, 2013. – Вып. 113. – С. 54–64.

61. Олейник Т.А. Исследования влияния профиля резиновой футеровки на процесс измельчения в барабанных мельницах / Т.А. Олейник, И.В. Хмель // Вісник Криворізького технічного університету : зб.наук.праць. – Кривий Ріг, 2011. – Вип. 29. – С. 242–246.

62. Дырда В.И. Пути интенсификации процессов измельчения рудных материалов в шаровых барабанных мельницах / В.И. Дырда, Т.А. Олейник, И.В. Хмель // Збагачення корисних копалин : наук.-техн. збірник. – Дніпропетровськ, 2011. – Вип. 45(86). – С. 52–61.

63. Дырда В.И. Рудоизмельчительные барабанные мельницы с резиновой футеровкой / В.И. Дырда, С.Л. Евенко, А.Е. Маркелов, И.Г. Хмель //

Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. – Днепропетровск, 2011. – Вып. 96. – С. 122–155.

64. Калашников В.А. Резиновая футеровка шаровых мельниц в новой ресурсо- и энергосберегающей технологии измельчения крепких руд / В.А. Калашников, Л.Г. Головкин, В.И. Дырда, А.В. Стойко, И.В. Хмель // Черная металлургия : бюл. научно-техн. и экон. информации. – М., 2016. – №1. – С. 70–74.

65. Хмель И.В. Кинетика измельчения минерального сырья в шаровых мельницах с резиновой футеровкой / В.И. Дырда, В.А. Калашников, И.В. Хмель, Е.В. Калганков // Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. Днепропетровск, 2013. – Вып. 113. – С. 89–96.

66. Усовершенствование технологии измельчения и классификации магнетитовых кварцитов в условиях РОФ-1 ПАО «СЕВГОК» с целью получения концентрата стабильного качества: Отчет НИР (заключит.) / КП «Наука»; Руководитель Т.А. Олейник. – Кривой Рог. 2014. – 326 с.

67. Инструкции по изучению вещественного состава, текстуры, структуры и физико-механических свойств железных руд. Ин-т Механообрчермет. – Кривой Рог, 1983. – 43 с.

68. Олевский В.А. Размольное оборудование обогатительных фабрик. – М.: Изд. По горному делу, 1963. – 200 с.

69. Гершойг Ю.Г. Вещественный состав и оценка обогатимости бедных железных руд. – М.: Недра, 1968. – 200 с.

70. Айвазов В.В. Практикум по химии поверхностных явлений и адсорбции. – М.: Высшая школа, 1973. – 206 с.

71. Шинкоренко С.Ф. Методическое руководство по проведению лабораторных опытов измельчения с целью расчета производительности промышленных мельниц институт Механообрчермет. – Кривой Рог: Ин-т Механообрчермет, – 22 с.

72. Минералогический справочник технолога обогатителя. – М.: Недра, 1991. – 192 с.

73. Обогащаемость железных руд /И.П. Богданова, Н.А. Нестерова, В.С. Федорченко, Ю.Л. Грицай. – М.: Недра, 1988. – 158 с.
74. Инструкции и методики по определению технологических свойств железных руд.– Кривой Рог: Ин-т Механобрчермет, 1978. – 177с.
75. Андреев Е.Е., Тихонов О.Н. Дробление, измельчение и подготовка сырья к обогащению: Учебник/ Санкт-Петербургский государственный горный институт (технический университет.)СПб.– 2007.–439с.
76. Пирогов Б.И., Стебновская Ю.М., Евтехов В.Д. и др. Железисто-кремнистые формации докембрия европейской части СССР. Минералогия // Киев: Наукова думка, 1989. – 168с.
77. Лазаренко Е.К, Гершойг Ю.Г., Бачинская Н.И. и др. Минералогия Криворожского бассейна // Киев: Наукова думка, 1977. – 544с.
78. Дырда В.И. Динамика барабанных мельниц в контексте турбулентного движения обрабатываемой среды / Дырда В.И., Маркелов А.Е.,
79. Науменко Ю.В. Основи теорії режимів роботи барабаних млинів [монографія] / Ю.В. Науменко. – Рівне: Вид-во СПД Зелент О.І., 2009. – 282 с.
80. Сэвидж С Тензор напряжений в потоке гранулированной среды при высоких скоростях сдвига [пер. с англ.] / С. Сэвидж, Д. Джефри // Механика гра-нулированных сред: теория быстрых движений. – М.: Мир, 1985. –С. 147–170.
81. Смирнов С.Ф. Разработка научных основ процессов формирования фракционных массопотоков в технологических системах измельчения: дис. ... доктора техн. наук : 05.02.13, 05.17.08 / Смирнов Станислав Федорович. – Иваново, 2009. 266 с.
82. Падохин В.А. Дискретные марковские модели процесса диспергирования В.А. Падохин, Г.А. Зуева // Техника и технология сыпучих материалов. – Иваново, 1991. – С. 55–59.
83. Карпов К. Имитационное моделирование систем. Введение и моделирование с АпуLogic 5 / К. Карпов. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 400 с.

84. Куваев Г.Н. Имитационная модель процесса измельчения руды в шаровой мельнице / Г.Н. Куваев, Я.Г. Куваев // *Металлургическая и горнорудная промышленность*. – Днепропетровск, 2002. – №4.

85. Глушков В.М. Введение в АСУ / Глушков В.М.– К.: Техніка, 1974.– 310 с.

86. Ивахненко А.Г., Принятие решений на основе самоорганизации / А.Г.Ивахненко, Ю.П.Зайченко, В.Д.Димитров.- М.: Советское радио, 1976.– 280с.

87. Ивахненко А.Г. Самообучающаяся система распознавания автоматического управления / Ивахненко А.Г.– К.: Техніка, 1979.– 392 с.

88. Ивахненко А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А.Г.Ивахненко, И.А.Мюллер.– К.: Техника, 1984.– 350 с.

89. Ивахненко А.Г. Предсказание случайных процессов / А.Г.Ивахненко, В.Г.Лапа. – К.: Наукова думка, 1971. – 416 с.

90. Растринин Л.А. Современные принципы управления сложными объектами / Растринин Л.А. – М.: Сов.радио, 1980. – 120 с.

91. Новоселов О.Н. Идентификация и анализ динамических систем : [монография, 2-е изд.]/ О.Н. Новоселов. – М.: Изд-во Моск. гос. ун-та леса, 2007. – 316 с.

92. Прядко Н.С. Акустические исследования струйного измельчения Н.С. Прядко // LAP LAMBERT Academic Publishing.–OmniScriptum GmbH&Co.Kg. – 2013. – Saarbrucken Germany. – 172 с.

93. Прядко Н.С. Имитационное моделирование кинетики тонкого измельчения / Прядко Н.С., Саксонов Г.М., Терновая Е.В. // *Вестник национального технического университета «ХПИ»*. – Харьков, 2014. – Вып. 53(1095). – С. 89–97.

94. Pryadko N.S. Optimization of fine grinding on the acoustic monitoring basis / N.S. Pryadko // *Power Engineering, Control & Information Technologies in Geotechnical Systems*. – 2015. – Taylor & Francis Group, London. – P. 99–108.

95. Прядко Н.С. Динамическое моделирование замкнутых циклов тонкого измельчения / Н.С. Прядко // *Техническая механика*. – 2014. – № 2. – С. 93–100.

96. Прядко Н.С. Информационные технологии для управления тонким измельчением / Н.С. Прядко, Г.А. Стрельников // Техническая механика. – 2014. – № 4. – С. 118–125.

97. Дырда В.И. Исследование резиновой футеровки мельниц при ударных / В.И. Дырда, А.Е. Маркелов, Е.С. Решевская, В.М. Тарханова, Т.Е. Твердохлеб, А.В. Гончаренко // Геотехническая механика : межвед. сборник научн. тр. – Днепропетровск, 2008. – Вып. 75. – С. 114–121.

98. Морозов Е.М. Метод конечных элементов в механике разрушения / Е.М. Морозов, Г.П. Никишков. – М.: Наука, – 1980. – 254 с.

99. Миндели Э.О. Разрушение горных пород / Э.О. Миндели. – М.: Недра, 1975. – 600 с.

100. Тарасенко А.А. Защитные футерования и покрытия горно-обогатительного оборудования / А.А. Тарасенко, Е.Ф. Чижик, А.А. Взоров, В.А. Настоящий. – М.; Недра, 1985. – 204 с.

101. Повышение износостойкости горно-обогатительного оборудования. [под ред. Н.С. Пенкина]. – М.: Недра, 1992. – 265 с.

102. Латышев О.Г. Разрушение горных пород / О.Г. Латышев. – М: Теплотехник, 2007. – 672 с.

103. Механика и разрушение горных пород // Сборник статей АН ГССР, Ин-т горной механики им. Г.А. Цулукидзе [редкол.: К.С. Кучухиде и др.] – Тбилисси: Мецниеребра, 1985. – 83 с.

104. Руппенейт К.В. Вероятностные методы оценки прочности и деформируемости горных пород / К.В. Руппенейт. – М.: Стройиздат, 1964. – 253 с.

105. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту. Кривий Ріг, 2018. 298 с.

106. Kupin A. Principles of intellectual control and classification optimization in conditions of technological processes of beneficiation complexes / A. Kupin, A. Senko // Proceedings of the 11th International Conference on ICT in Education,

Research and Industrial Applications: Integration, Harmonization and Knowledge Transfer (ICTERI-2015) (Ukraine, Lviv, 14-16 May 2015), 2015. – P. 153–160.

107. Senko A., Kupin A., Mysko B. (2019). Development of classification model based on neural networks for the process of iron ore beneficiation. *Technology Audit and Production Reserves*, 3/2(47), P. 42–47.

108. Купін А.І., Музика І.О., Сенько А.О., Коваленко К.А., Мисько Б.С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 29(68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168-173*

109. Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С. Оптимізації на основі генетичних підходів для процесу збагачення залізної руди. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського Серія технічні науки Том 30(69), №4 Ч.1. 2019 р. С. 93-99.*

110. Сенько А. О. Кластеризація статистичних даних роботи секції збагачення / А. І. Купін // *Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. – Дніпро, 2017. – № 4(81). – С. 103–109.*

111. Scheiner B.J. Emerging computer techniques in the minerals industry / B.J.Scheiner, D.A.Stanley, C.L.Karr.– Littleton, CO: Society for Mining, Metallurgy, and Exploration, Inc., 1993.–144 p.

112. Karr C.L. Optimization of hydrocyclone operation using a geno-fuzzy algorithm / C.L.Karr, D.A.Stanley, B.McWhorter. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000.– N186.– P.517–530.

113. Karr C.L. A neural network model of grinding / C.L.Karr, D.A.Stanley. *Advances in Filtration and Separation Technology*, 1998.– N12.– P.479–488.

114. Karr C.L. Genetic programming for a hydrocyclone separator system identification problem / C.L.Karr, B.Weck // *Fluid Particle Separation Journal.*– 1998.– N11.– P.125–138.

115. Karr C.L. A comparison of fuzzy and neural network modeling for separation equipment / C.L.Karr, B.Weck, K.Nishita // *Fluid Particle Separation Journal.*– 1997.– N10(3).– P.81–95.

116. Karr C.L. Computer modelling of mineral processing equipment using fuzzy mathematics / C.L.Karr, B.Weck // Minerals Engineering.– 1996.– N9(2), P.183–194.
117. Karr C.L. Control of liquid level via learning classifier system / C.L.Karr, D.L.Meredith, D.A.Stanley // Proceedings of The Applications of Artificial Intelligence VII Conference.– 1989.– N1095.– P.78 85.
118. Reuter M.A. Smart product systems / M.A.Reuter, W.L.Dalmijn, A.V.Schaik.– Recycling International.– 2002.– N9.– P. 34–36.
119. Reuter M.A. Modelling of liquidus temperature and electrical conductivities of synthetic ferromanganese slags by the use of neural nets / Reuter M.A., Eric R.H., Hejja A.A.// Proceedings of Sensors and Modelling in the Materials Processing: Techniques and Applications: The Minerals, Metals and Materials Society.– Orlando, USA.– 1997.– P. 35–53.
120. Reuter M.A. Hybrid Neural Net Modelling in Metallurgy / M.A.Reuter // Proceedings Metallurgical Processes for the Early Twenty-First Century.– Vol 1.– Ed. H.Y.: Sohn.– San Diego.– 1994.– P. 907–927.
121. Wills B.A. Automatic control in mineral processing / B.A.Wills // Mining Mag. – 1987. – № 3. – P. 316–317,319–320.
122. Whiten W.J. Process control for mineral processing plants / W.J.Whiten // Autom. Mining, Miner. and Metal Process.: Selec. Pap. 5th IFAC Symp., Tokyo, 24-29, Aug., 1986. – Oxford, 1987. – P. 145–153.
123. Abel M. Record Recommissioning of A Six-High Reversing Stand and Recoiling Line / M.Abel // Metals&Mining International News, N2 (aug.).– 2003.– P.4–5.
124. Arvidsson S. Remote control and automation in Swedish iron ore mining / Arvidsson Sven // Metallurgy – An integral part of Innovative Sweden: The Ministry of Industry, Employment and Communications, Sweden, 2006.– P.60-65.
125. Shankar S. Adaptive control: stability, convergence and robustness / S.Shankar, M.Bodson. – Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, Inc., 1989. – 480p.
126. Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems / [M.Norgaard, O.Ravn, N.K.Poulsen, L.K.Hansen]. Springer: London, 2000.– 287p.

127. Sutton R.S. Reinforcement learning is direct adaptive optimal control / R.S.Sutton, A.G.Barto, R.J.Williams // Proc. of the American Control Conference. – Boston, MA.– 1991. – P. 2143–2146.
128. Narendra K.S. Stable Adaptive Systems / K.S.Narendra, A.M.Annaswamy. – Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989. –236 p.
129. Werbos P.J. Backpropagation and neurocontrol: a review and prospectus / P.J.Werbos // Proc. Of International Joint Conf. On Neural Networks.– Vol.1.– Washington, DC.– 1989.– P.209–216.
130. Haykin S. Neural Networks. A comprehensive foundation / S.Haykin. – New York, NY: Macmillan, 1994. –696 p.
131. Rivals I. Internal Model control using neural networks / I.Rivals, L.Personnaz // Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics.– Warsaw, 1996.– P. 109–114.
132. Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning / Goldberg D.E. – Addison-Wesly, 1989. – 412p.
133. Goldberg D.E. Nonstationary function optimization using genetic algorithms with dominance and diploidy / D.E.Goldberg, R.E.Smith // Proc. of Second Int. Conf. On Genetic Algorithms and Their Applications.– Cambridge, MA: Lawrence Erlbaum. –1987. – P. 59–68.
134. Zhang B. Evolving optimal neural networks using genetic algorithms with Occam's razor / B.Zhang, H.Muhlenbein // Complex systems. – 1993. – N7(3). – P. 199–220.
135. Lewis R.W. Programming industrial control systems using IEC 1131-3 / Lewis R.W. Revised edition. The Institution of Electrical Engineers: London, United Kingdom, 1998.
136. Monari P.D., Bonfatti F., Sampieri U. IEC 1131-3. Programming methodology. Software engineering methods for industrial automated systems / P.D. Monari, F. Bonfatti, U. Sampieri.– CJ International, France, 1999.
137. ANS/ISA-95.00.03, Enterprise-Control System Integration – Part 3: Models of Manufacturing Operations, Draft 7, Available from The Instrumentation, Systems and Automation Society (ISA), RTP North Carolina, USA.

138. ANS/ISA-95.00.01-2000, Enterprise-Control System Integration – Part 1: Models and Terminology, Part 2: Object Model Attributes, Available from The Instrumentation, Systems and Automation Society (ISA), RTP North Carolina, USA.

139. Купин А.И. Интегрированная система управления процессами первой стадии обогащения железной руды с минимальными потерями в хвостах: Дис. ... канд. техн. наук: 05.13.07 / Купин Андрей Иванович.– Кривой Рог, 2001.– 142 с.

140. Моделирование и управление горнорудными предприятиями / [С.Л.Каграманян, А.С.Давидкович, В.А.Малышев и др.].– М.:Недра, 1989.– 360 с.

141. Шупов Л.П. Моделирование и расчет на ЭВМ схем обогащения / Шупов Л.П.– М.: Недра, 1980. –288 с.

142. Шупов Л.П. Прикладные математические методы в обогащении полезных ископаемых / Шупов Л.П.– М.: Недра, 1972.– 168 с.

143. Хорольский В.П. Использование экспертных знаний при обнаружении аномальных режимов работы технологических аппаратов обогатительной фабрики / В.П.Хорольский //Изв. вузов. Горный журн. – 1992. – № 11. – С. 95–99.

144. Качан Ю.Г. Оценка эффективности использования двухуровневой системы управления процессом окомкования / Ю.Г.Качан, О.В.Ренгеневиц // Гірнична електромеханіка і автоматика, 2000.–№65.– С. 77–80.

145. Качан Ю.Г. Результаты идентификации процесса дробления по принципу самоорганизации / Ю.Г.Качан, В.И.Корниенко. - Респ. межвед. научн.–техн. сб., К.: «Тэхніка», 1988.– Вып. –53, С. 32–38.

146. Хорольский В.П. Адаптивная система многоуровневого управления технологическим процессом переработки руд: Автореф. дис. ... д-ра техн. наук: спец. 05.13.07 “Автоматизация технологических процессов” / В.П.Хорольский. – Ленинград, 1989. – 39 с.

147. Бабец Е.К. Стратегия управления качеством продукции Криворожских горно-обогатительных комбинатов в условиях их реструктуризации/ Е.К.Бабец, Т.В.Хорольская, В.П.Хорольский // Сб. научн.

трудов 2-го межд. симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке». – Ялта, 1999. – С.281–285.

148. Зарубин М.Ю. Исследование управления обогатительным оборудованием нейрорегуляторами / М.Ю. Зарубин // Нейроинформатика и ее приложения: Материалы XI Всероссийского семинара; под ред. А.Н. Горбаня, Е.М. Миркеса. – Красноярск: Изд-во ИВМ СО РАН, 2003. – С.73–74.

149. Поспелов Д.А. Ситуационное управление: теория и практика / Поспелов Д.А. – М.: Наука, 1986. – 288 с.

150. Гитис Л.Х. Кластерный анализ: основные идеи и методы / Гитис Л.Х. – М.: Изд-во Московского гос. горного университета, 2000. – 61 с.

151. Зубов Д.А. Динамическая фреймовая экспертная система поддержки решений оператора углеобогатительной фабрики / Д.А.Зубов // Искусственный интеллект. – 2002. – №1. – С. 73–80.

152. Ульшин В.А. Интеллектуальный анализ экспертной информации предметной области компьютерных технологий в среде CLIPS / В.А.Ульшин, Д.А.Зубов // Вісн. Херсонського держ. техн. ун-ту. – 2004. – №1(19). – С. 457–458.

153. Зубов Д.А. Использование CASE-технологий при проектировании производственной экспертной системы / Д.А.Зубов // Вісн. Східноукр. нац. ун-ту ім.В.Даля. – 2002. – №1(47). – С. 257–260.

154. Зубов Д.А., Система автоматического распознавания многомерных нечетких лингвистических данных на основе кластеризации образов / Д.А.Зубов, В.А.Ульшин, Э.Г.Миквабия // Вісн. Східноукр. нац. ун-ту. – 2000. – №10(32). – С. 29–34.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДВНЗ «КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ»

ДОВІДКА

Комісія у складі першого проректора доц. Вербицького В.І., завідувача навчально-методичного відділу Отверченко Г.Х., декана факультету інформаційних технологій доц. Чубарова В.А., проаналізувавши дисертаційну роботу аспіранта кафедри комп'ютерних систем та мереж Сенька А.О. (науковий керівник проф. Купін А.І.), присвячену розробці інформаційної технології прийняття рішень для технологічного процесу подрібнення на основі непрямого визначення міцності руди, підтверджує, що зазначені результати досліджень впроваджені в навчальний процес ДВНЗ «Криворізький національний університет» на факультеті інформаційних технологій та застосовані при проведенні навчальних занять з дисциплін: «Комп'ютерні мережі», «Глобальні комп'ютерні мережі», «Комп'ютерні мережі та захист даних», «Системне програмування», а також при дипломному проектуванні для спеціальностей 123 «Комп'ютерна інженерія», 015 «Професійна освіта. Комп'ютерні технології», 122 «Комп'ютерні науки».

Перший проректор



В.І. Вербицький

Завідувач навчально-методичного
відділу

Г.Х. Отверченко

Декан факультету
інформаційних технологій

В.А. Чубаров

ТОВ «КРИВОРІЗЬКА ПРОМИСЛОВА ІНВЕСТИЦІЙНА КОМПАНІЯ» КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ



ЗАТВЕРДЖУЮ:

Директор

М.О. Іщенко

2019 р.



ЗАТВЕРДЖУЮ:

Проректор з наукової роботи

В.С. Моркун

2019 р.

МЕТОДИКА

ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ЯК ОБ'ЄКТУ
АВТОМАТИЗАЦІЇ НА ОСНОВІ НЕПРЯМОГО ВИЗНАЧЕННЯ ВХІДНОГО
ПАРАМЕТРУ ДЛЯ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ

Сміян О.Й.

Начальник науково-дослідної частини:

Д.В. Бровко

Завідувач кафедри комп'ютерних систем та мереж, керівник роботи:

А.І. Купін

Відповідальний виконавець:

А.О. Сенько

Кривий Ріг
2019

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	Error! Bookmark not defined.
ВСТУП.....	Error! Bookmark not defined.
1 МЕТОДИКА ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РОБОТИ СЕКЦІЇ ЗБАГАЧЕННЯ	Error! Bookmark not defined.
1.1 Загальні характеристики ТП збагачення залізорудної сировини в умовах гірничо-збагачувального комбінату	Error! Bookmark not defined.
1.2 СКПР у гірничозбагачувальній галузі	Error! Bookmark not defined.
1.3 Енерговитрати в процесі збагачення залізорудної сировини	Error! Bookmark not defined.
1.4 Загальна модель кульового млина.....	Error! Bookmark not defined.
1.5 Залежності між властивостями руд.....	Error! Bookmark not defined.
1.6 Методи підвищення ефективності автоматизації подрібнення.....	Error! Bookmark not defined.
1.7 Кластеризація статистичних даних	Error! Bookmark not defined.
1.8 Нейромережа із зустрічним розпізнаванням	Error! Bookmark not defined.
2 ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДИКИ ТА ЗДІЙСНЕННЯ ОЦІНКИ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ	Error! Bookmark not defined.
2.1 Алгоритм прогнозування.....	Error! Bookmark not defined.
2.2 Проводиться підготовка БД для подальшої роботи методу.	Error! Bookmark not defined.
2.3 Проводиться кластеризація БД для зменшення обсягу даних, що будуть оброблятися нейромережею.....	Error! Bookmark not defined.
2.4 Обирається параметр для прогнозування.	Error! Bookmark not defined.
2.5 В якості вхідних параметрів визначаються поточні параметри об'єкту.	Error! Bookmark not defined.
2.6 Визначається до якого із кластерів належить отриманий набір вхідних даних.....	Error! Bookmark not defined.
2.7 Дані, що належать кластеру ct_0 використовуються в якості навчальної вибірки.....	Error! Bookmark not defined.
2.8 Навчена нейромережа використовується для прогнозування шуканого параметру (it_0)	Error! Bookmark not defined.
2.9 У БД проводиться пошук станів, що являються близькими до поточного за вхідними, та збурюючими параметрами.	Error! Bookmark not defined.
2.10 Економічне обґрунтування.....	Error! Bookmark not defined.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... **Error! Bookmark not defined.**

ТОВ
«КРИВОРІЗЬКА ПРОМИСЛОВА
ІНВЕСТИЦІЙНА КОМПАНІЯ»

КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ



ЗАТВЕРДЖУЮ:

Директор

М.О. Іщенко

_____ 2019 р.



ЗАТВЕРДЖУЮ:

Проректор з наукової роботи

В.С. Моркун

_____ 2019 р.

АКТ

передачі «Методики прийняття рішень для технологічного процесу як об'єкту автоматизації на основі непрямого визначення вхідного параметру для промислових підприємств»

Наступним актом засвідчується, що методика прийняття рішень для технологічного процесу як об'єкту автоматизації на основі непрямого визначення вхідного параметру для промислових підприємств, авторами якої є: Купін А.І., Сенько А.О., передана ТОВ «Криворізька промислова інвестиційна компанія» для використання у проектних роботах зі створення автоматизованих систем керування в умовах машинобудівної галузі промисловості.

Автори методики:

Керівник роботи:

 Сміян О.Й.

 А.І. Купін

Відповідальний виконавець:

 А.О. Сенько

ТОВ «КРИВОРІЗЬКИЙ
ІНСТИТУТ АВТОМАТИКИ»

КРИВОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ



ЗАТВЕРДЖУЮ:

Директор інституту

С. М. Мисько С. М. Мисько

_____ 2019 р.



ЗАТВЕРДЖУЮ:

Проректор з наукової роботи

_____ В.С. Моркун

_____ 2019 р.

АКТ

передачі «Методики прийняття рішень для технологічного процесу
збагачення на основі непрямого визначення вхідного параметру»

Наступним актом засвідчується, що методика прийняття рішень для технологічного процесу збагачення на основі непрямого визначення вхідного параметру, авторами якої є: Купін А.І., Сенько А.О., передана ТОВ «Криворізький інститут автоматики» для використання у проектних роботах зі створення автоматизованих систем керування в умовах гірничозбагачувальної галузі промисловості.

Зав. відділу

В. В. Барліт В. В. Барліт

Автори методики:

Керівник роботи:

А.І. Купін А.І. Купін

Відповідальний виконавець:

А.О. Сенько А.О. Сенько