

Міністерство освіти і науки України
Чорноморський національний університет
імені Петра Могили



«Інформаційні технології та інженерія»

*Всеукраїнська науково-практична конференція
молодих вчених, аспірантів і студентів*

ТЕЗИ

31 січня – 2 лютого 2024 року

Програмний комітет: Бойко А. П., Журавська І. М., Гожий О. П., Давиденко Є. О., Сіденко Є. В., Крайник Я. М.

Організаційний комітет: Горбань Г. В., Калініна І. О., Кулаковська І. В., Волощук С. І.

Секретар конференції: Горбань Г. В.

Інформаційні технології та інженерія : Всеукраїнська науково-практична конференція молодих вчених, аспірантів і студентів : тези доп., 31 січня – 2 лютого 2024 р. / ЧНУ імені Петра Могили. Миколаїв, 2024. 140 с.

Напрями роботи конференції: «Інформаційні системи та їх інтелектуалізація», «Машинне навчання та штучний інтелект», «Автоматизація та інтегровані комп'ютерні технології», «Методи і засоби комп'ютерної інженерії», «Методи і засоби програмної інженерії», «Вебтехнології та вебдизайн», «Інформаційні технології у навчальному процесі».

ЗМІСТ

Інформаційні системи та їх інтелектуалізація

- Баришніков В. О., Швед А. В.* Забезпечення високої точності прогнозування у інформаційній системі моніторингу ймовірності виникнення захворювань на основі факторів ризику 8
- Котляренко В. В., Калініна І. О.* Інтелектуальна система обробки природної мови з використанням алгоритмів вебскрапінгу 10
- Костін О. А., Кулаковська І. В.* Інтелектуальна система перекладу відео з англійської мови на українську з використанням штучного інтелекту 13
- Салютін М. О., Сіденко Є. В.* Інтелектуальна система комп'ютерного зору для розпізнавання та виявлення наземних мін ПФМ-1 16
- Старкова О. В., Андрейчиков О. О.* Роль інтелектуального капіталу в контексті розвитку ІТ-компаній 20
- Стратонов А. О., Болюбаи Н. М.* Інтелектуальна система розподілу гуманітарної допомоги 22
- Удовик Т. О., Кулаковська І. В.* Інтелектуальна система перетворення української жестової мови на текст та аудіо з використанням штучного інтелекту 23
- Чернов І. І.* Інтелектуальна система адаптації параметрів ігрового простору для комп'ютерних ігор 27
- Чупина В. Є., Обухова К. О.* Створення інтерактивної мапи вибухонебезпечних об'єктів з використанням рухомих комп'ютерних систем 29
- Шевченко О. В., Сіденко Є. В.* Класифікація напрямку росту ціни активу за рахунок застосування моделей регресійного аналізу та ринкового сентименту новин..... 32

Машинне навчання та штучний інтелект

- Балутін В. О., Сіденко Є. В.* Класифікація дорогоцінних каменів з використанням комп'ютерного зору 34

<i>Гінжул А. І., Давиденко Є. О.</i> Розробка моделі даних для рекомендаційної системи онлайн-книгарні на основі засобів машинного навчання	37
<i>Горбатко Г. Г.</i> Застосування згорткових нейронних мереж у завданні стиснення даних	39
<i>Дарнапук Є. С., Бондаренко С. В.</i> Штучний інтелект в медицині: прецизійна діагностика та інноваційні методи лікування	42
<i>Димо В. В., Гожий О. П.</i> Аугментація даних шляхом застосування методу «Сору-paste» в задачах семантичної сегментації	44
<i>Єськіна А. А., Кулаковська І. В.</i> Інтелектуальна система класифікації волатильності валют	48
<i>Клименко Г. П.</i> Інтелектуальна система оцінювання якості мультимедійного контенту	51
<i>Сова О. М., Сіденко Є. В.</i> Дослідження методів машинного навчання для діагностування та класифікації хвороби Альцгеймера	52
<i>Супрун Б. О., Гожий О. П.</i> Інтелектуальна система керування сценаріями та моделювання руху в комп'ютерних іграх	55
<i>Постриган О. О., Горбань Г. В.</i> Система аналізу та прогнозування спортивних результатів на основі методів машинного навчання	57
<i>Чепара І. В., Калініна І. О.</i> Інтелектуальна система для комп'ютерних ігор на основі Q&A технологій	59

Автоматизація та інтегровані комп'ютерні технології

<i>Войтасик А. М.</i> Навігаційні прилади засобів морської робототехніки	60
<i>Скоройд М. Ю.</i> Система відео сканування кольору для автоматизації логістики сортувальної лінії	62

Методи і засоби комп'ютерної інженерії

<i>Баєв В. О., Пузирьов С. В.</i> Туристична сенсорна мережа на базі LoRaWAN.....	64
<i>Баишта А. Р.</i> Аналіз існуючих мобільних рішень у сфері розпізнавання об'єктів	66

Воздіцький С. Ю., Савінов В. Ю. Програмно-апаратний комплекс детектування рухів та розпізнавання обличчя на базі одноплатного комп'ютеру Raspberry Pi	69
Волощук С. І., Савінов В. Ю. Використання різних методів агрегації даних для збільшення енергоефективності малопотужних IoT-пристроїв	72
Гончаров Д. С. Застосування камер в медичних роботах-маніпуляторах	74
Ієвлєв Д. В., Крайник Я. М. Система та протоколи керування віддаленими IoT-пристроями	76
Керекеслер М. О., Крайник Я. М. Інтегрована система для автономного маршрутного планування і навігації у транспортних системах	79
Ковальчук М. В., Фісун М. Т. Використання алгоритмів штучного інтелекту в створенні інтелектуальних систем управління логістичними процесами	83
Кравченко П. К., Бурлаченко І. С. Використання згорткових нейронних мереж на процесорі AMD Ryzen 7 4700U для виявлення гострого лімфобластного лейкозу	85
Кухаренко В. В., Пузирьов С. В. Розподілена система відеомоніторингу на базі Raspberry Pi та OpenCV	88
Павлова О. О., Рудик І. В. Метод обробки похибок розпізнавання зображень з камер зовнішнього спостереження мережею YOLOv8....	90
Пастушок І. А., Журавська І. М. Автоматизація планування подачі міського транспорту за даними IP відеоспостереження системи «розумне місто»	92
Полівода Д. В., Крайник Я. М. Система збору інформації для водія з виведенням критичних параметрів на смартфон	94
Ситніков Т. В., Чмелевський А. М., Купріянов О. М., Ситніков В. С. Застосування однотипних фільтрів при обмежених обчислювальних ресурсах	98
Ситніков Т. В., Шкодін О. В., Жеребкін С. Є., Ситніков В. С. Застосування частотно-залежних компонент з елементами нейромережі в інформаційно-керуючій системі	100

<i>Ухань Є. О.</i> Використання пересувних джаммерів для побудови контрольованої зони	102
<i>Щекотов Р. В., Крайник Я. М.</i> Налаштування CI/CD-процесу розробки програмного забезпечення	104

Методи і засоби програмної інженерії

<i>Андрєєв А. А., Кірей К. О.</i> Аналіз підходів до діагностування причин збоїв у мережі.....	105
<i>Бечка Д. Р., Давиденко Є. О.</i> Прогнозування ризиків в управлінні проектами за допомогою логістичної регресії	108
<i>Глушко С. О.</i> Підвищення продуктивності розробки програмного забезпечення засобами штучного інтелекту.....	111
<i>Давиденко Є. О., Бондаренко С. В.</i> Інтелектуальне ресурсне планування в проектному управлінні	113
<i>Жлуктарьов А. А., Давиденко Є. О.</i> Архітектурний стиль gRPC для високонавантажених систем.....	114
<i>Забелєнков М. Д., Кандиба І. О.</i> Методи та алгоритми розпізнавання та сегментації об'єктів на зображеннях за допомогою комп'ютерного зору.....	116
<i>Фіник В. Ю., Кандиба І. О.</i> Пошук дефектів на зображеннях, створених засобами штучного інтелекту.....	118

Вебтехнології та вебдизайн

<i>Гльчишина Ю. В., Швайко В. К.</i> Розробка дизайну інтерфейсу користувача мобільного застосунку спорт конект	120
<i>Кузьмін А. А.</i> Розробка дизайну інтерфейсу користувача мобільного застосунку еко-смартсїті	122
<i>Лопушанський К. А., Кандиба І. О.</i> Програмне забезпечення аналізу даних використання сайту з використанням методів штучного інтелекту	124

Інформаційні технології у навчальному процесі

<i>Белоусова Я. Ю., Сіденко Є. В.</i> Інтелектуальна система обробки природної мови з використанням алгоритмів вебскрапінгу	127
---	-----

<i>Галушак М. Ю., Сіденко Є. В.</i> Прогнозування академічної успішності студентів за допомогою машинного навчання.....	130
<i>Кіяшко М. С., Давиденко Є. О.</i> Дослідження шляхів підвищення продуктивності та ефективності автоматизованих методів оцінки знань	133
<i>Кисса О. П., Журавська І. М.</i> Програмне забезпечення на базі фреймворку Django для формування навичок розв'язання математичних задач школярами.....	134
<i>Скрипник Р. В., Горбань Г. В.</i> Метрики академічної успішності у інформаційній системі моніторингу рейтингових балів	137

Інформаційні системи та їх інтелектуалізація

УДК.004.891.2

Баришніков В. О., Швед А. В.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВИСОКОЇ ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ У ІНФОРМАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ МОНІТОРИНГУ ЙМОВІРНОСТІ ВИНИКНЕННЯ ЗАХВОРЮВАНЬ НА ОСНОВІ ФАКТОРІВ РИЗИКУ

Охорона здоров'я є яскравим прикладом тих галузей людської діяльності, які передбачають високий рівень відповідальності та вузьку спеціалізацію. Будь-які інформаційні системи в даній сфері використовуються в якості допоміжних інструментів. Остаточний висновок, діагностика, план лікування та інші подібні задачі завжди мають бути виконані лікарем, який отримав відповідну освіту та працює за фахом. Попри існування очевидних та загальноприйнятих алгоритмів діагностування все одно неможливо передбачити всі ситуації. Помилкові рекомендації можуть бути спричинені як особливостями організму пацієнта, так і існуванням рідкісних або навіть невідомих хвороб. У випадку лікування наслідки помилкової діагностики надто небезпечні.

В медицині активно заохочуються дослідження з метою розробки нових ліків, виявлення причин виникнення хвороб тощо. Дослідники повинні опрацьовувати величезні масиви інформації та вчитися організовувати необроблені дані у такий спосіб аби отримати від цих даних користь. Саме тому найбільш безпечно, доцільно та етично використати інформаційні технології не як механізм заміни справжнього лікаря для пацієнта, а як допоміжний засіб для дослідників, які займаються медициною та пов'язаними з нею питаннями. Отже, користувачами системи мають бути фахівці. Вивчення принципів аналізу даних та відповідних інструментів (мови програмування R та Python) є важливою частиною підготовки сучасних лікарів у багатьох провідних університетах світу.

Дослідження в галузі медицини відрізняються високими стандартами. Дослідник повинен документувати та логічно обґрунтовувати всі кроки при трансформації та обробці даних. Інакше може виникнути підозра стосовно свідомого викривлення результатів дослідження з метою доведення ефективності насправді неефективного лікарського засобу для отримання прибутку. Також

людям властиво несвідомо шукати підтвердження своїх переконань та цінностей (confirmation bias) або просто помилятися через неуважність. Існує велика кількість технічних проблем: похибки у вимірювальних приладах, використання різних одиниць вимірювання або необхідність враховувати аспекти, що не можуть бути описані кількісно. Також є різні підходи до визначення норми у певних показниках. Зазвичай неможливо точно відобразити складне та багатогранне явище обмеженим набором параметрів. Отже, існує велика кількість причин виникнення помилок, викривлень та неузгодженості у медичних даних. Необхідно враховувати всі ці аспекти при попередній обробці та трансформації набору даних.

При використанні машинного навчання варто уникати надто сильної прив'язки до тренувального набору даних (overfitting). В такому випадку модель буде ідеально пасувати до існуючих даних, оскільки алгоритм просто «запам'ятає» наданий датасет [1]. Але з завданням прогнозування виникнуть проблеми, оскільки нова інформація не буде коректно оброблена. Також обрана модель не повинна бути надто спрощеною, адже тоді прогноз буде узагальнений та неточний (underfitting). Візуалізація наведених вище принципів оцінки якості моделі машинного навчання представлена на рис 1.

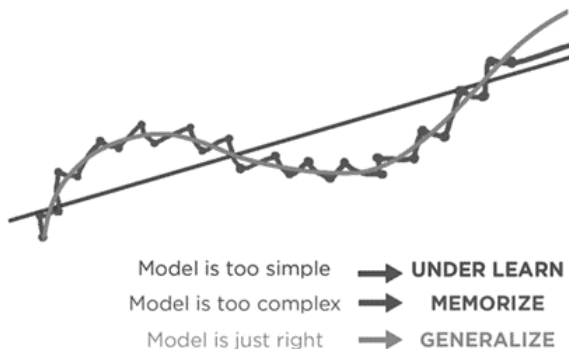


Рисунок 1 – Варіанти результатів навчання моделі

Також варто перевірити якість прогнозування за допомогою таких метрик як точність, MAE (Mean Absolute Error) , AUC (Area Under the Curve) та R2 (Coefficient of Determination) тощо для забезпечення якісного результату.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. What is Overfitting?: Amazon Web Service URL: <https://aws.amazon.com/what-is/overfitting/> (дата звернення: 27.12.2023).

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ОБРОБКИ ПРИРОДНОЇ МОВИ З ВИКОРИСТАННЯМ АЛГОРИТМІВ ВЕБСКРАПІНГУ

У світі стрімкого розвитку інформаційних технологій, розуміння та аналіз великих обсягів текстової інформації в Інтернеті стає викликом. Щоб відповісти на цей виклик, інтелектуальні системи для обробки природної мови (NLP) та алгоритми вебскрапінгу стають ключовими компонентами для ефективного збору та обробки величезних обсягів текстового контенту.

Основні методи та алгоритми NLP включають у себе розпізнавання мови, семантичний аналіз, емоційний аналіз та машинне навчання для поліпшення якості розуміння текстової інформації [1]. Здатність враховувати контекст та особливості мови стає критичною для створення інтелектуальних систем, що спроможні адекватно реагувати на різноманіття лінгвістичних виразів.

Одним з актуальних способів збору даних є вебскрапінг. У мережі люди залишають дуже великі об'єми інформації, яка так чи інакше несе за собою певний контекст. Це може бути дискусія, певний відгук як на якийсь окремий товар, так і на щось більш абстрактне, це може бути вираження емоцій людини тощо. Тому процес вебскрапінгу є вирішальним для збору даних з вебсайтів. Вибір правильних джерел та унікальних алгоритмів забезпечує точність та актуальність отриманих даних. Однак, важливо також враховувати етичні аспекти цього процесу, такі як дотримання правил використання та розповсюдження зібраної інформації. Поєднання NLP та вебскрапінгу відкриває нові можливості для аналізу текстового контенту. Використання алгоритмів NLP для обробки отриманих вебданих дозволяє створювати інтелектуальні системи, що здатні аналізувати та розуміти текст в контексті [2].

Одним із прикладів успішної інтеграції є розробка системи, яка автоматично аналізує велику кількість вебстатей та виокремлює ключові теми та тренди. Ця система використовує алгоритми NLP для розуміння сутностей та тематичного контексту, а вебскрапінгу для збору актуальних новинних джерел.

Здатність інтелектуальних систем ефективно працювати з вебконтентом та природною мовою стикається з викликами (див. рис. 1), такими як робота з великими об'ємами даних. Однак,

перспективи розвитку включають в себе подальше вдосконалення алгоритмів та штучних інтелектуальних моделей.



Рисунок 1 – Виклики та рішення у вебскрапінгу

Значним розширенням можливостей інтелектуальних систем є впровадження аналізу настроїв (*Sentiment Analysis*). Цей підхід дозволяє визначити емоційний тон тексту, що стає важливим в контексті розуміння сприйняття інформації користувачем. Алгоритми *Sentiment Analysis* можуть визначати, наприклад, чи позитивні, чи негативні відгуки користувачів щодо конкретного продукту чи послуги, що важливо для бізнес-аналізу та покращення продуктів.

Ключові етапи процесу *Sentiment Analysis*:

- **збір текстових даних**: перший крок - отримання текстової інформації для подальшого аналізу. Це може бути текст з відгуків, коментарів, соціальних мереж, новин тощо;
- **токенізація**: розбиття тексту на окремі слова або фрази, що дозволяє враховувати кожен елемент окремо;
- **лематизація та стемінг**: зменшення слова до її базової форми для однакового оброблення подібних слів;
- **визначення однак**: вибір ключових ознак, які визначатимуть емоційний тон, таких як слова, фрази, частота вживання тощо;
- **моделювання**: використання алгоритмів машинного навчання для навчання моделі розпізнавання емоційного тону. Можуть використовуватися різні методи, такі як Наївний Баєс, градієнтний спуск, рекурентні нейронні мережі тощо;
- **оцінка ефективності**: тестування моделі на наборі тестових даних для визначення її точності та ефективності.

Comment

AUDI Best of the best

Validity

Valid

Sentiment

positive

Score

0.97

Quadruple extraction

Aspect	Category	Opinion	Polarity
audi	COMPANY	best	positive

Рисунок 2 – Результат роботи алгоритму Sentiment Analysis

Додатково, Quadruple Extraction включає в себе визначення ключових "чотирьохкомпонентних" структур, які включають суб'єкт, об'єкт, дію та контекст. Це допомагає структурувати інформацію та визначати взаємозв'язки між різними елементами тексту. Поєднання Sentiment Analysis та Quadruple Extraction в інтелектуальних системах може вдосконалити розуміння контексту та глибше аналізувати текстовий контент.

Створення інтелектуальної системи для обробки природної мови з використанням алгоритмів вебскрапінгу є складним завданням, але це відкриває нові горизонти для розуміння та аналізу текстової інформації в Інтернеті. Збалансованість між точністю та етикою використання даних є ключовою для успішної реалізації таких систем.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. H M. J., Jurafsky D. Speech and Language Processing: Pearson New International Edition. Pearson Education, Limited, 2013. 944 p.
2. Klein E., Bird S., Loper E. Natural Language Processing with Python. O'Reilly Media, Incorporated, 2017. 504 p.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПЕРЕКЛАДУ ВІДЕО З АНГЛІЙСЬКОЇ НА УКРАЇНСЬКУ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Згідно зі статистикою використання мов контенту для вебсайтів на 16 вересня 2023 року [1], кількість сайтів англійською складає 53.3% від усього інтернету, а українською – лише 0.6%. Відео контенту, згідно зі статистики на основі даних відео хостингу Youtube на 19 вересня 2021 року [2], відео контенту англійською 66%, щодо української невідомо, проте не більше 2%. Автоматичний переклад і озвучення відео з англійської на українську допоможе українцям отримати доступ до майже в сто раз більшої кількості інформації.

У контексті війни велика частина українського населення відмовляється від використання російського контенту. Приблизно 39% українців почали споживати більше українського контенту на YouTube, 31% відмовилися від російського, 6% припинили споживати, 27% змін не спостерігали. Зважаючи на обмежену кількість доступного контенту українською мовою, існує практика переорієнтування на західні джерела, де обсяг інформації значно більший. Це не лише сприяє розширенню інформаційного спектру, але й сприяє глибшому розумінню культурних особливостей наших західних союзників.

Однак існує проблема, пов'язана з неоднаковою мовною підготовкою українців, багато з яких не володіють англійською мовою на високому рівні. Згідно з дослідженням [3], 49% людей не мають жодних навичок з англійської, тобто не зможуть зрозуміти навіть короткий текст. Це може створювати певні труднощі у здобутті необхідної інформації. В цьому контексті автоматичний переклад з використанням штучного інтелекту стає цінним інструментом, який забезпечує можливість доступу до інформації без значних зусиль з боку користувача. Він дозволяє не тільки отримувати інформацію, але і глибше розуміти її, опираючись на автоматизований переклад.

Додатково автоматичний переклад і озвучення відео з англійської мови на українську мову є лише початковим кроком. Ця технологія може бути розширена для перекладу контенту з інших мов, таких як французька, німецька і багато інших, що дозволить

українській аудиторії максимально розширити свої можливості сприймати та розуміти світову інформацію та культуру.

Автоматичне озвучення ґрунтується на передових технологіях штучного інтелекту. Основними етапами процесу є розпізнавання мовлення в оригінальному відео, переклад тексту на цій мові, а потім генерація мовлення новою мовою. На рис. 1 зображено більш детальну блок-схему.



Рисунок 1 – Принцип роботи системи автоматичного перекладу відео

Для реалізації даного застосунку було використано ряд технологій та бібліотек, які надають високу якість та ефективність обробки відео та аудіо контенту. Далі подано детальний опис кожної з використаних технологій.

1. Відокремлення відео та звуку за допомогою FFmpeg.

FFmpeg – це потужний фреймворк для обробки мультимедійних даних. Застосунок використовує FFmpeg для розділення відео та аудіо компонентів вхідного файлу. Ця операція дозволяє окремо маніпулювати аудіо та відео доріжками для подальшої обробки та синхронізації без витрачання часу на перекодування. Також FFmpeg використовується для об'єднання звукових доріжок і результуючої доріжки з відео.

2. Створення субтитрів з використанням Whisper та ffsync.

Whisper – це безкоштовна акустична модель машинного навчання для розпізнавання мовлення, розроблена OpenAI. Whisper може розпізнавати мовлення з високою точністю, враховуючі розділові знаки. Для досягнення точної синхронізації субтитрів використовується ffsync, яка коригує часові мітки субтитрів відповідно до існуючого аудіо або відео контенту.

3. Переклад тексту за допомогою Google Translate.

Для перекладу тексту субтитрів використовується Google Translate, що є однією з найпопулярніших машинних систем

перекладу. Вона надає можливість автоматично перекладати тексти з однієї мови на іншу з високою точністю та швидкістю.

4. Озвучення тексту за допомогою Ukrainian TTS від robinhad.

Для озвучення перекладених субтитрів використовується Ukrainian Text-to-Speech (TTS) система від robinhad. Ця технологія безкоштовна і забезпечує створення реалістичного голосу, який буде у фінальному аудіо вмісті.

5. Розділення звуку розмов та фонових шумів.

Модель UVR MDX NET використовується для розділення аудіо на розмовну частину та фоновий шум. Це дозволяє редагувати тільки розмовну частину, не зачіпаючи інші звуки. Це покращує якість фінального аудіо у відео.

6. Приглушення оригінального звуку.

Для приглушення оригінального звуку використовується бібліотека ruidub. Ця бібліотека надає зручний інструментарій для обробки аудіо, яким можна скористатись для зменшення гучності оригінального аудіо в тих моментах, де звучить українське озвучення. При цьому будуть збережені інші звуки, які можуть випадково бути віднесені до звуків розмови. Також це дасть змогу чути оригінальні голоси, що покращить якість сприйняття.

За допомогою цих технологій та підходів застосунок забезпечує високоякісний переклад відео контенту з англійської мови на українську. Роботу застосунку можна побачити на рис. 2.

UVOT - Ukrainian Voice Over Tool

Для перекладу завантажте відео

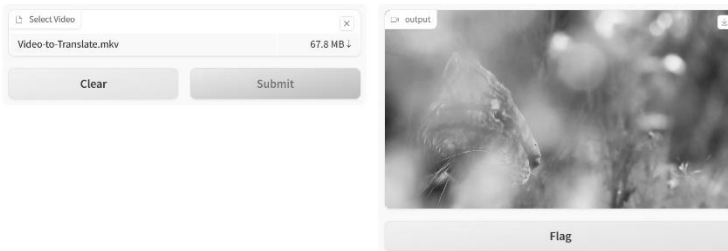


Рисунок 2 – Результат роботи застосунку

В результаті отримане відео з перекладеним аудіо українською. Відео триває 87 секунд, і на звичайному процесорі переклад відео зайняв 39,62 секунди. Але слід врахувати, що у відео вже були вбудовані субтитри англійською, що пропустило етап з розпізнаванням тексту. Розпізнавання без графічного процесору зайняло б ще 437,39 секунд.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Usage Statistics and Market Share of Content Languages for Websites. W3Techs. URL: https://w3techs.com/technologies/overview/content_language (дата звернення: 08.10.2023).

2. Yang B. 6 Common Features Of Top 250 Channels On YouTube. Twinword. URL: <https://www.twinword.com/blog/features-of-top-250-youtube-channels/> (дата звернення: 10.10.2023).

3. Оцінка рівня володіння іноземними мовами дорослого населення України: Звіт кількісного соціологічного дослідження: Київський міжнародний інститут соціології: Київ, 2023, 84 с.

УДК 004.8

Салютін М. О., Сіденко Є. В.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ВИЯВЛЕННЯ НАЗЕМНИХ МІН ПФМ-1

Метою роботи є підвищення точності розпізнавання та виявлення мін ПФМ-1, використовуючи різні архітектури нейронних мереж. Актуальність дослідження полягає в створенні системи для розпізнавання та виявлення наземних мін ПФМ-1 для безпеки працівників ДСНС, військових та цивільних. Подібні програми вимагають високої точності розпізнавання, щоб відрізнити міну ПФМ-1 від звичайного листа або каміння, помилка повинна бути мінімізована.

При розробці системи комп'ютерного зору для розпізнавання та виявлення наземних мін ПФМ-1 використовувались архітектури CNN, YOLOv8 nano та квантована YOLOv8 nano. Набір даних було створено власноруч використовуючи дані з відкритих джерел, анотація виконувалась у сервісі Computer Vision Annotation Tool [1, 2].

CNN-мережа. При першому навчанні моделі на наборі даних було створено модель яка мала 9 шарів серед яких була функція активації RELU. Нейронна мережа навчалась 406 хвилин, дані, які було отримано у результаті показують, що точність класифікації для обох класів ("no_mine" та "mine") складає відповідно 88% та 85%. При цьому модель визначила лише 70% зображень без мін і 60% зображень з мінами. Також дана архітектура не підтримує object tracking, що створює проблему використання даної нейронної мережі в реальному

часі через неоптимізоване використання ресурсів пристроїв. Тому було прийнято рішення відмовитися від даної архітектури [1].

YOLOv8 nano [3]. Мережа складається із 225 шарів, які містять у сумі 3011043 параметрів. Архітектура побудована з послідовності шарів з використанням різних типів згорток, конкатенації та блоків згорткових операцій. Має глибоку структуру, що дозволяє їй виявляти об'єкти різних розмірів та складності на зображеннях з високою швидкістю, використовуючи 8.9 GFLOPs обчислень (рис. 1).

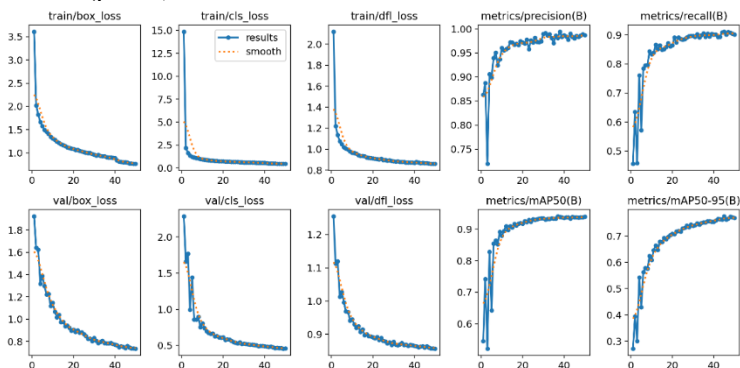


Рисунок 1 – Метрики навчання YOLOv8 nano, 50 епох

При навчанні даної моделі використовувалась аугментація даних, а саме [4]:

- 1) геометричні трансформації, тобто довільне перевертання, обрізання, обертання, розтягування та масштабування зображень;
- 2) випадкова зміна каналів кольору RGB, контрастності та яскравості;
- 3) видалення частини початкового зображення;
- 4) змінено яскравість від -25% та +25%;
- 5) шум збільшено до 5% пікселів.

На тестових та аугментованих даних точність роботи моделі складала близько 95%. Але при використанні даної моделі в режимі реального часу точність розпізнавання моделі падає до 85-90%. Використання готової архітектури YOLOv8 дало значно кращі результати, із чого можна зробити висновок, що використання вже натренованої моделі ефективніше, ніж створювати власну згорткову нейронну мережу. Даний результат підходить, але дана мережа витрачає багато ресурсів на пристрої, тому було вирішено квантувати модель під час навчання та додати більшу кількість епох щоб не втрачати точність розпізнавання [3, 4].

Квантована YOLOv8 nano [4]. Потреба у модифікації моделі аргументована тим, що у майбутньому дана модель буде імпортована на більш слабкі пристрої без відеокарти. Квантування моделі популярний метод оптимізації глибокого навчання, під час якого дані моделі – як параметри мережі, так і активації – перетворюються з подання з плаваючою комою на подання з більш низькою точністю, наприклад, із використанням 8-бітних цілих чисел. У результаті перед навчанням було обрано замість $fp32$ квантувати розрахунки ваг нейронної мережі до $fp16$, що дасть знатного прискорення навчання. При 100 епохах нейронна мережа навчалася 5 з половиною годин, модель важить 6.3 мегабайти. Розглянемо метрики навченої нейронної мережі, які представлені на рис. 2.

На графіках також помітно покращення, квантування прискорило навчання нейронної мережі та дозволило не втратити точність на 100 епохах, а навіть навпаки покращити точність розпізнавання. Квантування допомогло покращити навчання використовуючи YOLOv8 nano натреновану модель, однак одних графіків замало, тому було перевірено роботу нейронної мережі за допомогою тестового набору даних які не входили до загального набору під час навчання мережі. В середньому результат розпізнавання дорівнює 86-90% на усіх типах тестування (тестові зображення, в режимі реального часу). Використання квантування дозволяє ефективно використовувати нейронну мережу на різних платформах, зокрема на пристроях з обмеженими обчислювальними можливостями, мобільних пристроях та вбудованих системах. У результаті дана модель була переведена у формат TensorFlow Lite з можливістю імпорту даної моделі на мобільні пристрої.

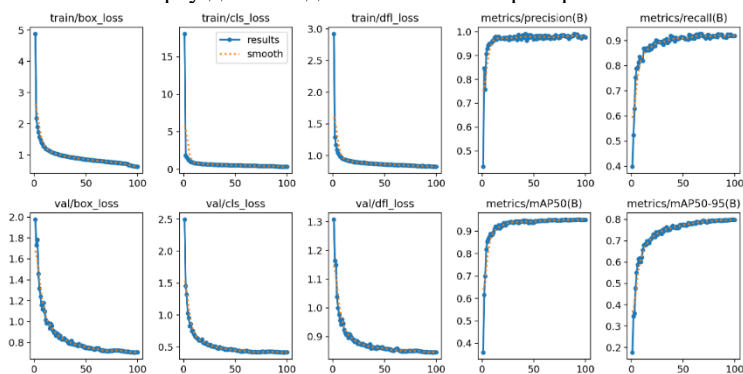


Рисунок 2 – Метрики квантованої YOLOv8 nano, 100 епох

Після аналізу та тестування усіх навчених мереж (табл. 1) було виявлено, що краща модель – це квантована YOLOv8 nano, дана мережа була навчена на більшій кількості епох, квантування дало можливість прискорити процес навчання без втрати точності розпізнавання та виявлення мін ПФМ-1 у складних умовах. Попередні моделі мали свої недоліки в процесі виявлення мін, а саме помилкова класифікація, низка точність розпізнавання, велике навантаження на пристрій під час обробки вхідного зображення. Виявивши усі ці недоліки було створено фінальну модель, яка уникає подібних помилок.

Таблиця 1 – Порівняння метрик моделей нейронних мереж

Модель	box_loss	cls_loss	dfl_loss	precision	recall	epochs
CNN	1.0252	0.9463	1.5602	0.821	0.75	200
YOLOv8	0.7411	0.4343	0.8832	0.937	0.94	50
Квантована YOLOv8	0.6211	0.3445	0.8257	0.951	0.94	100

Далі дану модель було конвертовано у формат TensorFlow Lite та імпортовано у Android-застосунок як окрему систему для розпізнавання та виявлення наземних мін ПФМ-1. У результаті точність розпізнавання у системі на мобільному пристрої дорівнює 85% на даних, які не були внесені до навчального набору.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Fikry, R.M., Kasban, H. Deep Neural Networks for Landmines Images Classification. Proceedings of the International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics 2020. AISI 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2021. vol 1261. P. 126–136.
2. Barnawi, A., Budhiraja, I., Kumar, K. et al. A comprehensive review on landmine detection using deep learning techniques in 5G environment: open issues and challenges. Neural Comput & Applic. 2022. vol. 34, P. 21657–21676. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07819-9>.
3. Soylu, E., Soylu, T. A performance comparison of YOLOv8 models for traffic sign detection in the Robotaxi-full scale autonomous vehicle competition. Multimed Tools Appl. 2023.
4. Kang, M., Gonugondla, S., Shanbhag, N.R. Deep In-memory Architectures for Machine Learning. Springer, Cham. 2020. 174 p.

РОЛЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КАПІТАЛУ В КОНТЕКСТІ РОЗВИТКУ ІТ-КОМПАНІЙ

Інтелект людини завжди вважався загадкою. Завдяки інтелекту та прагненню пізнання людство отримало здобутки у вигляді польотів у космос, під'єднання до Інтернету тощо, та стрімко розвиває інформаційні технології, чим сприяє утворенню ноосфери. Сьогодні вже важко уявити світ без використання інформаційних технологій, які дозволяють спілкуватись, віддалено працювати, купувати товари в інтернет магазинах тощо. Це змінює не лише погляди на сучасне життя та його якість, а також обумовлює парадигму нового інформаційного простору, яка ґрунтується на переході людства від індустріальної до постіндустріальної економіки – економіки знань. Процес розвитку такої економіки ґрунтується на розвитку інтелектуального капіталу (ІК) та має на меті підвищення якості людського капіталу, підвищення якості життя, виробництво знань, передових технологій, інновацій і високоякісних послуг. У цьому зв'язку зростає і актуальність щодо більш ефективного використання ІК організаціями, а особливо ІТ-компаніями, результати діяльності яких безпосередньо залежать від людського капіталу – рушійної сили змін та прогресу. Цю тезу підтверджують слова дослідника знань Пітера Друкера, який писав, що «...незалежно від того, якими матеріальними ресурсами володіє система, самі по собі вони не примножуються – і держави, і фірми розвиваються енергією та інтелектом людей, що їх утворюють».

Це означає, що минули часи, коли компанії могли покладатися лише на фізичні активи (фабрики, обладнання та земля), щоб створити багатство. У сучасній економіці найціннішими активами є нематеріальні активи (патенти, торгові марки, авторські права та людський капітал). Компанії, які володіють такими активами, отримують значно більшу конкурентну перевагу, оскільки ці активи важче відтворити та скопіювати. Показовим прикладом того, наскільки більшу додану вартість вдається створити за рахунок інтелектуального капіталу на відміну від фізичного, можна побачити у наступному порівнянні.

Компанія Apple Computer, Inc. (далі Apple) має 164 тис. штатних співробітників на 2023 рік, головний офіс у місті Купертіно

(близько 61 тис. мешканців) та відома світові своїм інноваційним високотехнологічним програмним забезпеченням (ПЗ), пристроями та сервісами. При цьому Apple не має власного виробництва і виробляє свою продукцію через контрактних виробників переважно у Китаї, Тайвані, Кореї та Індії. Тобто основна діяльність Apple – це розробка ПЗ і сервісів, проєктування та дизайн нових пристроїв, їх патентування, а далі – аутсорсингове виробництво [1].

У роботі [1] зазначено, що фундаментальне переконання Apple полягає в тому, що ті, хто має найбільший досвід і знання у певній галузі, повинні мати право прийняття рішень у цій галузі. Це означає, що компанія організована навколо сфери знань, а не окремих продуктів.

Згідно звітів Apple, компанія отримала у 2022 році дохід (revenue) 394,3 млрд. дол. США, витратила на дослідження та розробки (R&D) у тому ж році 25,251 млрд. дол. США або 6,65% від доходу, а за очікуваннями експертів у 2023 році компанія збільшить їх до 7,8% [2].

Тим часом, у 2022 році сукупний річний дохід 100 найбільших компаній України становив 589 млрд. грн., що у перерахунку за курсом Нацбанку України на 31.12.2022 р. це 161,067 млрд. дол. США [3]. Тобто 100 топових підприємств України, на яких працює більше 660 тис. осіб (в 10 разів більш ніж мешканців у Купертіно), разом за 2022 рік зі всіх підприємств генерують сукупний дохід (не прибуток), що дорівнює лише близько 40,84% доходу Apple.

Вплив на економіку лише однієї такої компанії як Apple настільки значний, що лише від запуску магазину додатків App Store менш ніж за 10 років побудовано окрему індустрію, що створила понад 1,5 млн. робочих місць у США та заробила понад 16 млрд. дол. США для виробників.

Викладене дозволяє зробити висновок, що зростання ролі інтелектуального капіталу змістило фокус з фізичних активів на активи, засновані на знаннях, які все більше стають рушійною силою економічного зростання та інновацій.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. How Apple Is Organized for Innovation. URL: <https://hbr.org/2020/11/how-apple-is-organized-for-innovation> (дата звернення 25.12.2023).
2. Apple Reports Fourth Quarter Results. URL: <https://www.apple.com/newsroom/2022/10/apple-reports-fourth-quarter-results/> (дата звернення 25.12.2023).
3. Держава, Ахметов та інші: хто контролює 100 найбільших

компаній України. URL: <https://thepage.ua/ua/economy/top-100-najbilshih-kompanij-ukrayini-u-2022-roci> (дата звернення 25.12.2023).

УДК 004.05

Стратонов А. О., Болюбаи Н. М.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПОДІЛУ ГУМАНІТАРНОЇ ДОПОМОГИ

Бурхливі темпи інформатизації сучасного суспільства супроводжуються впровадженням цифрових технологій в усі сфери оточуючої дійсності та у сферу обліку і розподілу гуманітарної допомоги зокрема. Обсяги гуманітарної допомоги різко зросли в умовах ведення воєнних дій на території країни й охоплюють велику кількість волонтерів, громадських вітчизняних та міжнародних організацій і благодійних фондів. Різко зросла потреба оперативного надходження допомоги тим, хто її потребує. Вирішення цієї проблеми обумовлює необхідність створення інформаційних систем для покращення прогнозування попиту та керування ланцюгами постачання і розподілу гуманітарної допомоги [1, 2].

Гуманітарна допомога надається під час надзвичайних ситуацій і криз та спрямована на забезпечення порятунку життя людей і задоволення їх основних потреб у воді, їжі, проживанні, гігієні та медичній допомозі. На рівні держави на початок 2024 року в Україні розроблено вебплатформу Aidmonitor.org яка почала впроваджуватися для контролю за наданням та розподілом гуманітарної допомоги міжнародними донорськими організаціями. Однак є проблема у налагодженні узгодженої взаємодії волонтерів із особами, які проживають безпосередньо у прифронтових територіях та оптимальному механізмі розподілу допомоги.

Метою роботи є розробка вебзастосунку, який здійснює аналіз даних стосовно осіб, які потребують гуманітарної допомоги, та забезпечує необхідний до виявлених тенденцій розподіл наявних ресурсів.

Збір даних у гуманітарному секторі у зонах ведення бойових дій є складним завданням. У вебзастосунку передбачена можливість завантаження інформації про потреби осіб, які потребують допомоги. У процесі роботи системи здійснюється накопичення даних та їх кластерний аналіз для виявлення пріоритетів розподілу ресурсів,

віддаючи перевагу найбільш уразливим групам населення. Кластерний аналіз проводиться за алгоритмом k-means, у якості мір близькості використано відстань Евкліда. Дані обробляються у режимі реального часу, що дозволяє коригувати стратегії надання допомоги.

При розробці системи для забезпечення функціоналу backend використовувався фреймворк на Python Flask. JavaScript фреймворк React, HTML та CSS застосовувалися для розробки UI-інтерфейсу та взаємодії з Flask через API сервера. Для роботи з файлами даних застосовувалася бібліотека Python Openpnl. Кластерний аналіз даних здійснювався з допомогою бібліотеки TensorFlow та Scikit-learn.

Розроблена система розподілу гуманітарної допомоги дозволяє удосконалити механізм визначення потреб у гуманітарній допомозі та оптимізувати розподіл необхідних ресурсів. Вебзастосунок надає можливість для волонтерів завантажувати дані стосовно осіб, які потребують допомоги, здійснювати їх аналіз, виявляти споріднені за потребами групи людей та формувати послідовність розподілу ресурсів у відповідності з установленим пріоритетом уразливості груп населення.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Aiken E. Bellue, S. Karlan D. Machine learning and phone data can improve targeting of humanitarian aid. *Nature*. № 603. 2022. pp. 864–870. <https://doi.org/10.1038/s41586-022-04484-9/>
2. F. S. Lima, D. Oliveira, M. Gonçalves. Humanitarian Logistics: A Clustering Methodology for Assisting Humanitarian Operations. *Journal of Technology Management & Innovation*. vol. 9. no.2. Santiago jul. 2014. pp 86-97. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-27242014000200007>

УДК 004.85

Удовик Т. О., Кулаковська І. В.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПЕРЕТВОРЕННЯ УКРАЇНСЬКОЇ ЖЕСТОВОЇ МОВИ НА ТЕКСТ ТА АУДІО З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Комунікація є однією з фундаментальних складових соціального життя та міжособистісних відносин. Проте, значна частина населення мають суттєві труднощі у взаємодії та спілкуванні з іншими через вади мовлення та слуху. Згідно даних ВООЗ, в Україні,

де проживає близько 41 мільйона осіб, понад 2 мільйони людей стикаються з різними формами порушень слуху [1]. Ця численність не лише віддзеркалює складність проблеми, але й підкреслює необхідність вирішення питань із доступністю та рівноправністю для цієї значущої частини суспільства. З цього числа, близько 400 000 громадян України, які проживають у різних країнах світу, спілкуються жестовою мовою. Ця мова для них стала не лише засобом спілкування, але й рідною та єдиною мовою в комунікації з навколишнім світом. Необхідність вирішення термінових потреб є постійною реальністю, з якою вони стикаються. Однак у світлі зростаючих зусиль у сфері інклюзії та розвитку технологій, відкриваються нові можливості для покращення якості життя цієї аудиторії та подолання бар'єрів, які раніше обмежували їхню активність та участь у суспільному житті.

У сучасному інформаційному суспільстві розвиток технологій і впровадження штучного інтелекту слугує каталізатором трансформацій у різних галузях людського життя. Одним з інноваційних напрямів є розробка систем розпізнавання жестів людини та подальше перетворення їх в доступний текст та аудіо, що відкриває можливість глибокої і багатопланової комунікації для осіб, які мають вади мовлення чи слуху. Ці інноваційні рішення базуються на поєднанні комп'ютерного зору і машинного навчання, що дозволяє системам ефективно та точно інтерпретувати жестову мову.

Задля вирішення задачі розпізнавання жестів існує чимало методів, таких як Support Vector Machine, Random Forest, алгоритм k-найближчих сусідів, нейронні мережі та ін. Перелічені технології являють собою різноманітний набір підходів у області штучного інтелекту. Наприклад, створення моделі рекурентних нейронних мереж (англ. Recurrent neural network, RNN) типу LSTM розглядається в статті [2], розробники реалізували систему класифікації жестів рук у режимі реального часу на основі попередньо оброблених сигналів електроміографії. Модель досягла точності до 99% на етапах навчання і перевірки та точності $87 \pm 7\%$ під час тестування в реальному часі [2].

Одним з найбільш широко використовуваних алгоритмів, який забезпечує точну ідентифікацію жестів, є згорткові нейронні мережі (англ. Convolutional Neural Networks, CNN). CNN — це клас штучних нейронних мереж, які здебільшого використовують у сфері комп'ютерного зору, особливо для завдань, пов'язаних із розпізнаванням та аналізом зображень. Згорткові мережі призначені для автоматичного та адаптивного вивчення закономірностей і особливостей зображень, що робить їх високоефективними для різних завдань обробки візуальних даних. У статті [3] автори застосовують

даний алгоритм шляхом розробки методу класифікації зображень для американської мови жестів. Дослідники отримали 82,5% точності для жестів алфавіту і 97% точності валідаційного набору для цифр [3].

В даній роботі розглядається застосування згорткової нейронної мережі для створення моделі розпізнавання жестів української жестової мови. Для навчання моделі CNN важливо мати велику кількість даних. Було створено власний датасет із кадрів, які фіксують положення руки під час конкретного жесту. Набір даних охоплює 30 класів, що відповідають літерам українського алфавіту. Кількість зображень в кожному класі приблизно однакова, що робить набір даних збалансованим. Також усі зображення мають розмір 720x720 пікселів.

В розроблювальній системі використовується інструмент MediaPipe від Google для розпізнавання орієнтирів і вилучення ознак у вигляді ключових точок руки у тривимірному просторі. Ці орієнтири слугують важливими характеристиками для наступних етапів розробки моделі. Архітектура CNN застосовується у моделі для ефективного опрацювання й аналізу вхідних ознак, отриманих із координат орієнтирів. Вихідний шар мережі видає результат класифікації в рамках набору заздалегідь визначених класів. Ця комплексна архітектура, навчена протягом 100 епох, демонструє свій потенціал для точного розпізнавання жестової мови.

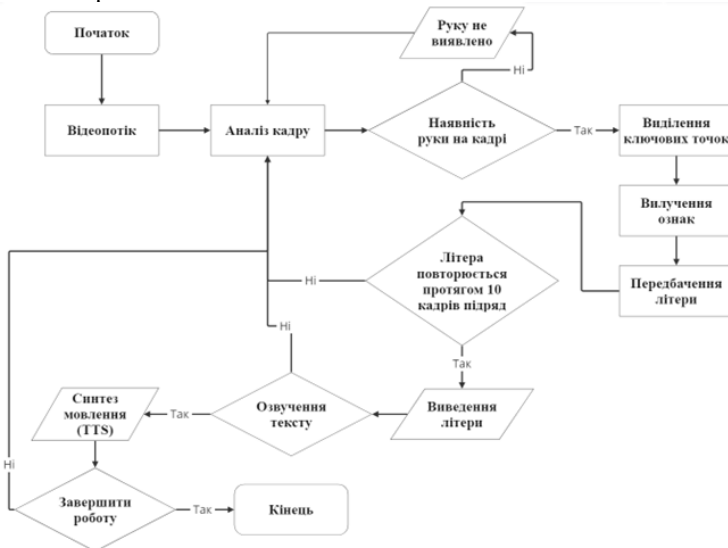


Рисунок 1 – Принцип роботи системи перетворення української жестової мови на текст та аудіо

Блок-схема запропонованої архітектури системи (рис. 1) забезпечує візуальне представлення послідовних кроків принципу роботи програми. Використовується багатоетапний процес, який включає в себе отримання та аналіз кадру зображення, перевірку наявності руки на кадрі, виділення ключових точок, вилучення ознак, передбачення літери (класифікація), виведення тексту та синтез мовлення. На рис. 2 показано інтерфейс розробленої системи.

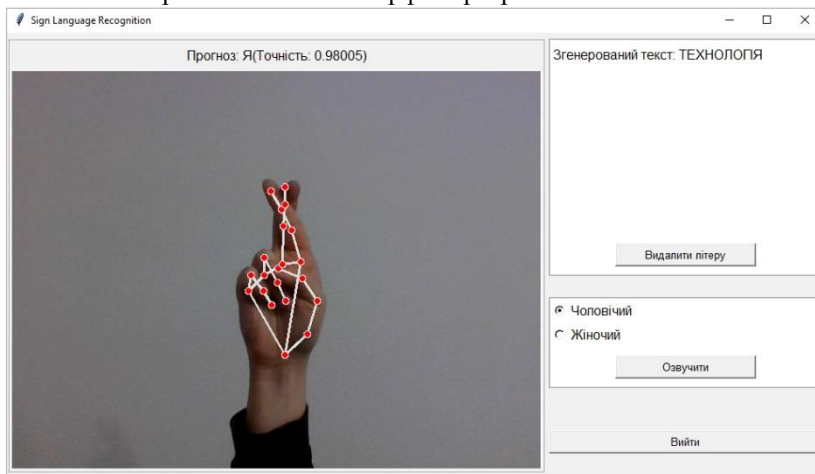


Рисунок 2 – Інтерфейс розробленої системи

Розроблена система здатна з високою точністю розпізнавати статичні жести, якими позначають літери українського дактильного алфавіту, і перетворювати їх на текст та усне мовлення. При необхідності, можна розширити функціональність програми, аби вона розпізнавала більшу кількість жестів. Серед недоліків можна відзначити те, що модель не здатна розпізнавати динамічні жести.

Застосування інтелектуальних систем для поліпшення якості життя користувачів із різними потребами відкривають перспективи для подальших досліджень у цьому напрямку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. World Health Organization: вебсайт. URL: <https://www.who.int/> (дата звернення: 10.01.2024).
2. Toro-Ossaba, A.; Jaramillo-Tigreros, J.; Tejada, J.C.; Peña, A.; López-González, A.; Castanho, R.A. LSTM Recurrent Neural Network for Hand Gesture Recognition Using EMG Signals. Appl. Sci. 2022, 12, 9700. вебсайт. URL: <https://doi.org/10.3390/app12199700> (дата звернення: 12.01.2024).

3. Bheda, V., and Radpour, D. Using deep convolutional networks for gesture recognition in American sign language. 2017. URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1710/1710.06836.pdf> (дата звернення: 12.01.2024).

УДК 004.42

Чернов І. І.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА АДАПТАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ІГРОВОГО ПРОСТОРУ ДЛЯ КОМП'ЮТЕРНИХ ІГОР

Із розвитком ігрової індустрії та технологій, коли ігрові застосунки стали нагадувати фільми але разом із цим, будучи мультимедійним продуктом із яким користувач може напряму взаємодіяти, все більше людей починають цікавитись іграми.

Ігри можуть використовуватись людиною у вільний час для відпочинку та розваг але є й інші застосунки. Так, наприклад, є ігри-симулятори, які дозволяють людині отримати різноманітний досвід. Разом із цим відео ігрові застосунки можуть бути використані у навчальних цілях.

Усі ці види ігор, від розважальних до симуляторів та навчальних, об'єднує одне – ігровий дизайн. Ігровий дизайн – це набір правил, який описує можливості та обмеження усіх сутностей в грі. Окрім опису правил гри до задачі ігрового дизайну також належить створення цікавої ігрової прогресії за допомогою складності.

Складність – це прийом, який використовується для підтримання інтересу гравця за допомогою нових викликів. Підвищення складності гри може бути досягнута багатьма способами, модифікуючи певні аспекти ігрового середовища.

Від самого початку, коли були створені перші комп'ютерні ігри, розробники удосконалювали формулу складності в іграх [1]. Але у більшості випадків у проєктах минулих часів та сьогодення є спільна риса – це лінійна прогресія. З однієї точки зору це гарний дизайн, але, що якщо гра досить довга і за цей час гравець встигає дослідити усі ігрові механіки і той рівень складності який він обрав більше не може надати йому того виклику, який він отримував на початку гри. Або інший випадок, якщо у грі є тільки один рівень складності і він занадто складний для деякої групи користувачів.

Більшість цих проблем можна вирішити якщо додати динамічну складність.

Для прикладу візьмемо жанр rouge-подібних ігор, оскільки він має найбільшу гнучкість. Додавши динамічну складність розробники можуть отримати нелінійну прогресію, що може забезпечити підтримання постійного інтересу до гри у користувача.

Оскільки ігрове середовище є доволі складним та мінливим для вирішення проблеми динамічної складності краще використовувати штучний інтелект. З його використанням для вирішення даної проблеми можна отримати гнучку систему, яка може реагувати на різноманітні непередбачувані ситуації, які можуть відбуватись в ігровому просторі. Цикл роботи такої системи виглядав би наступним чином:

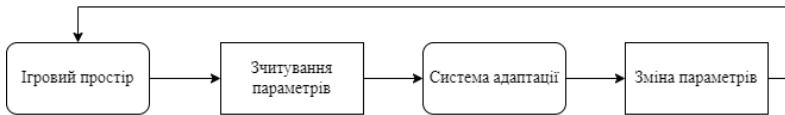


Рисунок 1 – Цикл роботи системи налаштування параметрів ігрового середовища

Для роботи системи необхідно вірно класифікувати користувача, використовуючи певні входні дані. Нейронні мережі є гарним інструментом для вирішення задачі класифікації [2, 3].

Нейронні мережі – це системи, які у своїй роботі імітують роботу людського мозку. Існують одношарові та багатошарові системи. Через вищеописану складність ігрового простору кращим вибором будуть багатошарові мережі, побудовані по принципу «переможець отримує все». Дана архітектура нейронної мережі підходить у тому випадку, якщо виходи мають бути поділені на декілька класів. Так, вихід, у якого сума ваг буде найбільшою, «виграє» та буде використовуватись далі.

Модель, яка використовується для класифікації гравця, є однією з підсистем системи адаптації ігрового середовища. Далі створюються підсистеми для генерації мапи, контролю предметів та ворогів. Вони використовують інформацію про рівень користувача для створення відповідного рівня. Так, наприклад, якщо гравцеві буде присвоєно рівень «новачка» то буде створено рівень із меншою кількістю кімнат та ворогів та будуть збільшені шанси знайти кімнату з предметами. Усі підсистеми, працюючи разом, створюють систему адаптації параметрів ігрового середовища.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Вступ до історії геймдизайну: вебсайт. URL: <https://vokigames.com/ua/vstup-do-istoriyi-gejmduzajnu-chastyna-1-arkadni-igry/> (дата звернення: 13.01.2024)
2. M. Tim Jones. AI Application Programming. Charles River Media, 2003. 363 p.
3. Minsky M., Papert S. Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry. Cambridge, Mass.: MIT Press. 1969. 112 p.

УДК 004.62:528.94

Чупина В. Є., Обухова К. О.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

СТВОРЕННЯ ІНТЕРАКТИВНОЇ МАПИ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ ОБ'ЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ РУХОМИХ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

Використання інтерактивних карт є новітнім підходом з використання інформаційних технологій у сучасних викликах до суспільства, які поставило повномасштабне вторгнення росії. Інтерактивні карти, що являють собою візуальну інформаційну систему, в результаті запита до бази даних дозволяють знаходити вибухонебезпечні предмети (ВНП), залишені на українській території в результаті бойових дій. У січні 2023 р. ДСНС України представила інтерактивну карту замінованих районів [1], але зазначена карта потребує постійного оновлення.

З початку 2023 року безпілотні літальні апарати (БПЛА) постійно використовуються для розмінування, насамперед на деокупованих територіях Харківської, Миколаївської та Херсонської областей. БПЛА корисні для виконання різноманітних завдань гуманітарного розмінування.

У широкому розумінні розмінування включає дослідження, картографування та маркування мінних полів, а також фактичне розмінування землі. Існує два види розмінування: військове та гуманітарне. Військове розмінування – це процес знешкодження небезпечних об'єктів лише на стратегічно важливих шляхах для безпечного просування військових формувань. Гуманітарне розмінування спрямоване на повне очищення землі та водойм на задану глибину для їх подальшого безпечного використання людьми у повсякденному житті.

Рухомі комп'ютерні системи (РКС) – безпілотні літальні апарати, наземні та водні безекіпажні рухомі пристрої – можуть забезпечувати дослідження мінних полів і надводних боєприпасів, моніторинг навколишнього середовища і розвідку для широкого спектру застосувань [2]. У разі гуманітарного розмінування використання РКС спрямоване на виявлення та покращення визначення місцезнаходження мінних полів на великих територіях. Застосування рухомих пристроїв може забезпечити швидкий, точний та економічно ефективний засіб зйомки регіону з низьким рівнем ризику для операторів. Отримані дані дозволяють створити актуальні карти досліджених територій, необхідні для планування розмінування.

Інтерактивні мапи також спрощують процес позначення замінованих територій і корисні для таких завдань, як планування шляхів доступу та виявлення особливо небезпечних об'єктів, прихованих від погляду спостерігача. Існуюча інтерактивна мапа замінованих територій потребує постійної актуалізації, тому метою роботи є розроблення доступного рішення для ефективного детектування ВВП, створення інтерактивної мапи на основі отриманих даних для сталого підходу до гуманітарного розмінування.

Всі території, які були окуповані, та території, де проходили активні бойові дії, є вкрай небезпечні через велику кількість ВВП, що залишаються на них. Аварійно-рятувальною службою Червоного Хреста було створено підрозділ аеророзвідки, головною ціллю якого є участь у гуманітарному розмінуванні сільськогосподарських земель. Протягом 9 місяців командою було досліджено більш ніж 15 тис. га. Кожного робочого дня за допомогою БПЛА виявляється більше сотні потенційних ВВП.

Для обстеження потенційно забруднених територій з метою виявлення для вибухонебезпечних об'єктів використовуються БПЛА DJI Mavic 3. Зазвичай прольоти відбуваються на висоті 5–15 метрів з шириною захвату до 30 метрів та кутом нахилу камери 35–45 градусів. Прольоти обов'язково повинні пересікатися. Приклад інтерфейсу програмного забезпечення для знаходження потенційного ВВП наведено на рис. 1.



Рисунок 1 – Інтерфейс програмного забезпечення для детектування ВВП

Далі розглянемо алгоритм створення інтерактивної мапи детектованих об'єктів. За умови стабільного сигналу GPS БПЛА зависає над потенційно небезпечним об'єктом з камерою, опущеною на 90 градусів, та робить фотографію із геометкою. У разі слабого сигналу GPS БПЛА різко змінює висоту польоту або облітає об'єкт, і потім оператором шукається місцеположення відносно точки взльоту за допомогою відомостей з Flight Log. Похибка зазвичай становить до 5 метрів, що більш ніж достатньо для роботи саперів.

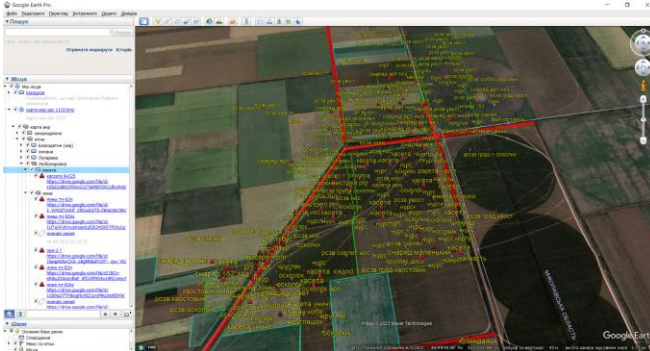


Рисунок 2 – Мапа знайдених об'єктів (формат .kml)

Далі координати з фотографії наносяться на мапу (рис. 2), та до кожної геометки прикріплюється посилання на фото конкретного об'єкту в оригінальному розмірі, що зберігається у хмарному сховищі.

Частиною роботи є переведення отриманої карти геометок з .kml формату (структура xml) на проєкт – інтерактивну мапу у середовищі arcGIS. Це дозволить використовувати мультисортування об'єктів, поєднання різних баз даних про ВВП в одну, окреме виділення вже розмінованих ділянок тощо. Проміжним етапом було

експортовано раніше створену карту в формат вебзастосунку, який доступний на офіційному вебресурсі [3].

Отже, рухомі безпілотні пристрої, оснащені камерами, використовуються для картографування територій під час нетехнічного обстеження, для моніторингу змін у землекористуванні в результаті розмінування, для визначення моделей розміщення мін і прогнозування нових місць, а також для планування шляхів доступу до мінних полів. Тому актуальним завданням є розроблення комплексного рішення для детектування небезпечних об'єктів та створення мапи визначеної місцевості для подальшого розмінування.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Інтерактивна мапа територій, які потенційно можуть бути забруднені вибухонебезпечними предметами. URL: <https://mine.dsns.gov.ua/> (дата звернення: 29.12.2023).

2. Daisan G. Conceptual design of short range – low altitude fixed wing unmanned aerial vehicle for landmine detection. *Proc. of the 2nd Internat. Conf. on Engin. and Technol. SLIT*, Sri Lanka, March, 25–26, 2023. P. 151–162. DOI:10.54389/YXKG4947.

3. Матеріали про повітряну розвідку. URL: <https://www.ers.org.ua/mines> (дата звернення: 29.12.2023).

УДК 004.02

Шевченко О. В., Сіденко Є. В.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

КЛАСИФІКАЦІЯ НАПРЯМКУ РОСТУ ЦІНИ АКТИВУ ЗА РАХУНОК ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛЕЙ РЕГРЕСІЙНОГО АНАЛІЗУ ТА РИНКОВОГО СЕНТИМЕНТУ НОВИН

Дослідники та практики намагалися передбачити фінансовий ринок, аналізуючи текстові (наприклад, статті новин і соціальні медіа) і числові дані (наприклад, погодинні ціни на акції та квовзні середні). Серед текстових даних, незважаючи на те, що було опубліковано багато робіт, які аналізують соціальні медіа, вмісту новин приділено мало уваги в прогнозуванні фондового ринку.

Для прогнозування фондового ринку на основі новин використовуються різні вхідні дані, включаючи числові (ціни акцій і технічні індикатори) і текстові дані (текст новин і настрої). Збір даних про новини може бути дорогим і трудомістким: більшість досліджень

використовували спеціальні сканери для збору статей новин; проте існують доступні бази даних фінансових новин, які можуть значно полегшити збір новин.

Ціни фондового ринку можна моделювати за допомогою двох основних підходів: технічного та фундаментального [1]. У деяких дослідженнях також застосовувалася комбінація обох методів.

Метою роботи є створення та порівняння різних моделей для класифікації напрямку росту ціни активу за рахунок застосування моделей регресійного аналізу та ринкового сентименту новин.

Розглянемо задачу з класифікації напрямку курсу ціни за допомогою наступних моделей: логістична регресія, KNN та SVM.

Для датасету було використано набір даних з API сервісу cryptonews [2], де можна отримати доступ до чистих і актуальних даних крипто-новин. В роботі використано історичні данні які включають в себе поділені на 3 типу новини, а саме:

- а) позитивні;
- б) негативні;
- в) нейтральні.

Настрої визначає сервіс за ключовими словами і загальним ефектом новини на певний актив.

Для порівняння моделей були використані наступні метрики:

- Accuracy – частка правильно класифікованих екземплярів щодо загальної кількості екземплярів;
- Precision – частка чітко класифікованих позитивних екземплярів щодо всіх позитивних прогнозів;
- Recall – частка правильно класифікованих позитивних екземплярів щодо всіх дійсних позитивних екземплярів;
- F1 Score – гармонічне середнє точності та повноти.

Таблиця 1 – Фінальні метрики моделей

	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Логістична регресія	0.8058	0.8155	0.7919	0.8035
KNN	0.8319	0.8108	0.8671	0.8379
SVM	0.8058	0.8154	0.7919	0.8035

На основі результатів класифікаційних моделей (логістична регресія, K-Nearest Neighbors - KNN і Support Vector Machine - SVM) можна зробити наступні узагальнені висновки. Модель KNN продемонструвала найвищий рівень точності (83.19%), що свідчить про загально високий рівень правильних класифікацій у порівнянні з іншими моделями. Також, KNN має дуже добру точність у

прогнозуванні позитивних класів (81.08%). Логістична регресія та SVM показали схожі результати точності прогнозування позитивних класів (81.55% і 81.54% відповідно). KNN вирізняється високою повнотою (86.71%), що свідчить про його ефективність у виявленні реальних позитивних класів. Логістична регресія та SVM мають схожі показники повноти (79.19%), але вони менші порівняно з KNN. KNN має найвищий F1 Score (83.79%), вказуючи на кращий баланс між точністю та повнотою. Логістична регресія та SVM мають однаковий F1 Score (80.35%).

У загальному, фінальні метрики показують задовільні результати. KNN виявився найбільш ефективним у даному контексті, забезпечуючи високі показники точності та повноти. Логістична регресія та SVM також є прийнятними моделями, але вони можуть виявитися менш ефективними у визначених аспектах.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. L. Gerencsér, Z. Orlovits, B. Torma. Fundamental Modelling of Financial Markets, ERCIM News. Special theme: Mathematics for Finance and Economy. July, 2009. pp. 16-17.

2. Crypto News API URL: <https://cryptonews-api.com> (дата звернення: 10.01.2024).

Машинне навчання та штучний інтелект

УДК 004.8

Балутін В. О., Сіденко Є. В.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

КЛАСИФІКАЦІЯ ДОРОГОЦІННИХ КАМЕНІВ З ВИКОРИСТАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Ідентифікація дорогоцінних каменів в наш час і досі є трудомісткий процес, який потребує складних та дорогих інструментів, які не всі геммологи можуть собі дозволити. Шляхом уважного спостереження за дорогоцінним камінням під збільшенням, геммологи виявляють візуальні характеристики, такі як колір, прозорість, блиск, розломи, розщеплення, включення, плеохроїзм, феномен і біре-бахрома, щоб полегшити відділення дорогоцінних

каменів. Це складний процес, тому що багато дорогоцінних каменів мають спільний колір і характеристики.

В останні роки великої популярності здобувають згорткові нейронні мережі, тому багато галузей по всьому світу намагаються інтегрувати їх у свою роботу. На додаток до результатів підходу комп'ютерного зору з точки зору точності і часу, цей підхід не вимагає підготовки зразків або знищення матеріалів, як це іноді роблять геммологи при ідентифікації дорогоцінних каменів, що робить інтеграцію CNN у цю сферу досить привабливою [1, 2].

Метою роботи є створення, тестування та порівняння згорткової нейронної мережі (CNN) різних моделей (Faster R-CNN, YOLO, VGG16) для розпізнавання класів дорогоцінних каменів [2, 3].

Для тренування моделей був використаний відкритий датасет з зображення вже поділено на тренувальні (~2800 зображень) і тестові (~400 зображень) дані (рис. 1). Кожен клас у тренувальному наборі містить 27-47 зображень, у тестовому наборі - 6 зображень.

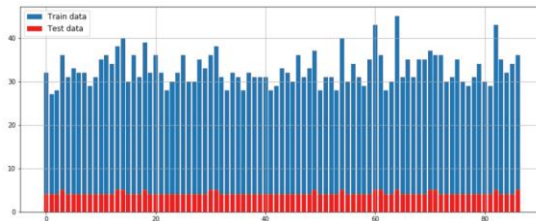


Рисунок 1 – Розподіл датасету на тренувальний та тестовий

Для роботи застосунку та порівняння моделей нам потрібно їх натренувати, алгоритм тренування можна побачити на рис. 2. Після завантаження датасета для його подальшого використання була виконана обробка. В процесі обробки зображень виконується їх обрізка по межах каміння (рис. 3).



Рисунок 2 – Блок-схема тренування моделей

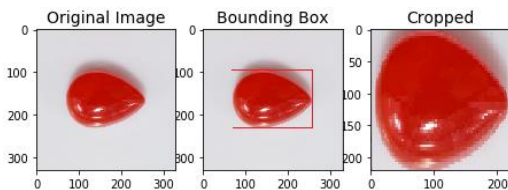


Рисунок 3 – Обробка зображень

Після тренування моделей можна використовувати застосунок у режимі розпізнавання класу дорогоцінного каменю. Після запуску застосунку будуть завантажені зображення з папки final test, яка знаходиться у кореневій папці проекту (рис. 4).



Рисунок 4 – Результат роботи застосунку

Після розробки та тестування моделей було виконано їх порівняння (табл. 1) у точності, часу тренування, та часу тестування.

Таблиця 1 – Порівняння різних моделей

Алгоритм	Точність	Час тренування в годинах	Час тестування в секундах
Faster R-CNN	55.4%	3.2	1.3
YOLO	46.9%	2.5	1.2
VGG-16	51.9%	7	1.3

Для покращення точності, була спроба ввести більш значну кількість зображень, але на точність не майже не вплинуло, оскільки деякі дорогоцінне каміння дуже схоже один на одного. Втім, точність найбільш результативної моделі (55.4%), майже перевершує людський показник майстрів геммологів (58,9), тож цей напрям має дуже перспективний розвиток у майбутньому.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Gupta, D., Bhurchandi, K., Murala, S., Raman, B., Kumar, S. Computer Vision and Image Processing. Communications in Computer and Information Science. 1777. Springer. 2023.
2. Arman, M.S., Hasan, M.M., Sadia, F., Shakir, A.K., Sarker, K., Himu, F.A. Detection and Classification of Road Damage Using R-CNN and Faster R-CNN: A Deep Learning Approach. Cyber Security and Computer Science. ICONCS 2020. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering. 2020. vol. 325. P. 730–741.
3. Sikha, O.K., Bharath, B. VGG16-random fourier hybrid model for masked face recognition. Soft Comput. 2022. vol. 26. P. 12795–12810.

УДК.004.852

Гінзюл А. І., Давиденко Є. О.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

РОЗРОБКА МОДЕЛІ ДАНИХ ДЛЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ОНЛАЙН-КНИГАРНІ НА ОСНОВІ ЗАСОБІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Рекомендаційна система – це система фільтрації інформації, призначена для формування рейтингового переліку об’єктів. У випадку онлайн-книгарні такими об’єктами є книги. Метою рекомендаційної системи є персоналізація контенту та пошук індивідуального підходу до користувачів. Потреба у рекомендаційних системах виникла через зростання кількості доступних даних. Користувачу важко самостійно проаналізувати неупорядковане нагромадження різноманітного контенту. Також людям властива швидка втрата інтересу у випадку взаємодії з нерелевантною інформацією.

Рекомендаційні системи допомагають бізнесу підвищити конверсію, розширити цільову аудиторію та, відповідно, збільшити прибутки. Наприклад, компанія «Amazon» отримує біля 35% доходу саме завдяки своїй рекомендаційній системі [1]. Серед недоліків рекомендаційних систем варто назвати: створення «бульбашки» (користувач бачить лише те що відповідає інтересам та втрачає розуміння загальної картини), порушення конфіденційності через збір великої кількості персональних даних, високу вартість впровадження та суперечливість з етичної точки зору (наприклад, коли рекомендації

роблять популярний контент ще більш популярним, а все нове від початку втрачає шанси «пробитися» наверх). В будь-якому випадку варто врахувати переваги та недоліки рекомендаційних систем для створення ефективного та безпечного застосунка, який приносить користь бізнесу.

Рекомендаційна система є data-продуктом, тому якість рекомендацій залежить не лише від алгоритму обробки даних, а і від якості датасету на основі якого працює система. Якість даних визначається гідним довіри походженням, повнотою, актуальністю та достовірністю. Самостійний збір даних за допомогою вебскрапінгу з наступною обробкою (data quality engineering) є найбільш оптимальним варіантом для забезпечення якості датасету.

У рекомендаційній системі онлайн-книгарні застосовується фільтрація на основі контенту (content-based filtering). Отже, необхідно охарактеризувати книги за допомогою набору тегів (рис. 1). Саме ці теги будуть використані при порівнянні книг між собою та оцінюванні їх відповідності вектору інтересів користувача [2].

Крім того, варто зазначити що поняття «книга» не є однозначним. З одного боку, книгою можна назвати створений автором унікальний твір (оригінал, рукопис, першоджерело, тощо). Характеристики цього об'єкту стосуються суті тексту та залишаються незмінними. Також книгою можна назвати товар або предмет, чії властивості різняться в залежності від видавництва. Тобто один твір реалізований (надрукований) у вигляді багатьох книг. Отже, вказана модель даних характеризує використаний у рекомендаційній системі онлайн-книгарні датасет.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. How retailers can keep up with consumers: Ian MacKenzie.
URL: <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-retailers-can-keep-up-with-consumers> (дата звернення: 20.12.2023).
2. Introduction to Recommender Systems: Non-Personalized and Content-Based: University of Minnesota. URL: <https://www.coursera.org/learn/recommender-systems-introduction> (дата звернення: 17.12.2023).

ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОНИХ МЕРЕЖ У ЗАВДАННІ СТИСНЕННЯ ДАНИХ

Сучасний світ інформації характеризується експоненційним зростанням обсягу цифрових даних. За останні десятиліття кількість інформації, що генерується та зберігається, практично виросла у безмежну кількість. Завдяки цьому стиснення даних стало надзвичайно важливим завданням для забезпечення ефективного зберігання та передачі інформації. Стиснення даних - це процес зменшення обсягу даних з метою зекономити місце для зберігання або прискорення передачі цих даних. Найбільш складними для стиснення є графічні матеріали та зображення.

Зображення відіграють найважливішу роль у сприйманні інформації людиною, адже людина сприймає найбільше інформації із візуальних матеріалів таких як зображення та відео. Тому стиснення розмірів таких матеріалів виходить на перший план зважаючи на те скільки необхідно місце для зберігання відеоінформації та візуального контенту. Окрім того не менш важливим і критичним є швидкість передачі та обробки даних програмними додатками.

Існує безліч різних алгоритмів стиснення даних, які можна поділити на дві основні категорії: стиснення з втратами та стиснення без втрат. Але більшість традиційних методів стиснення даних, для стиснення зображень, мають свої обмеження. Їхні можливості для подальшого покращення та оптимізації обмежені. В цьому контексті є перспективним застосування технологій на основі нейронних мереж, які здатні до врахування особливостей та складних закономірностей в даних для розпізнавання. Нейронні мережі використовуються в широкому спектрі застосувань, включаючи розпізнавання об'єктів у зображеннях, машинний переклад, класифікацію тексту, генерацію музики та багато інших завдань, які вимагають аналізу даних та прийняття рішень. Один із типів нейронних мереж які використовують у завданні стиснення даних є згорткова нейронна мережа.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) - особливі типи нейронних мереж, які допомагають комп'ютерам бачити та розуміти зображення та відео. CNN використовують набори правил, які допомагають комп'ютеру знаходити особливості у

зображеннях, розуміти та інтерпретувати інформацію. Кожен шар такої мережі обробляє дані та спрямовує виявлені особливості наступного шару для подальшої обробки. Вони використовують фільтри, які допомагають виділити важливі особливості, наприклад краю чи форми об'єктів на зображенні. Коли до візуального матеріалу застосовуються фільтри, ми отримуємо згорнуте зображення. Потім CNN його аналізує та виявляє важливі особливості. Цей процес називається вилученням ознак. Крім згорткових шарів, CNN включають: шари пулінгу, які зменшують розмір зображення, щоб мережа могла працювати швидше та краще узагальнювати дані; шари нормалізації, які допомагають запобігти перенавчанню та покращити продуктивність мережі; сонозв'язні шари, які використовуються для класифікації.

CNN складається з шарів входу та виходу, а також із декількох прихованих шарів. Приховані шари ЗНМ зазвичай складаються зі згорткових шарів, агрегувальних шарів, повноз'єднаних шарів та шарів нормалізації.

Цей процес описують в нейронних мережах як згортку за домовленістю. З математичної точки зору він є радше взаємною кореляцією, ніж згорткою. Це має значення лише для індексів у матриці, й відтак які ваги на якому індексі розташовуються.

Згорткові шари застосовують до входу операцію згортки, передаючи результат до наступного шару. Згортка імітує реакцію окремого нейрону на зоровий стимул.

Кожен згортковий нейрон обробляє дані лише для свого рецептивного поля.

Хоч повноз'єднані нейронні мережі прямого поширення й можливо застосовувати як для навчання ознак, так і для класифікації даних, застосування цієї архітектури до зображень є непрактичним. Було би необхідним дуже велике число нейронів, навіть у неглибокій (протилежній до глибокої) архітектурі, через дуже великі розміри входу, пов'язані з зображеннями, де кожен піксель є відповідною змінною. Наприклад, повноз'єднаний шар для зображення розміром 100×100 має 10 000 ваг. Операція згортки дає змогу розв'язати цю проблему, оскільки вона зменшує кількість вільних параметрів, дозволяючи мережі бути глибшою за меншої кількості параметрів. Наприклад, незалежно від розміру зображення, області замощування розміру 5×5 , кожна з одними й тими ж спільними вагами, вимагають лише 25 вільних параметрів. Таким чином, це розв'язує проблему зникання або вибуху градієнтів у тренуванні традиційних багатшарових нейронних мереж з багатьма шарами за допомогою зворотного поширення.

Згорткові мережі можуть включати шари локального або глобального агрегування, які об'єднують виходи кластерів нейронів одного шару до одного нейрону наступного шару. Наприклад, максимізаційне агрегування використовує максимальне значення з кожного з кластерів нейронів попереднього шару. Іншим прикладом є усереднювальне агрегування (англ. average pooling), що використовує усереднене значення з кожного з кластерів нейронів попереднього шару.

Повноз'єднані шари з'єднують кожен нейрон одного шару з кожним нейроном наступного шару. Це, в принципі, є тим же, що й традиційна нейронна мережа багатошарового перцептрону (БШП).

ЗНМ використовують спільні ваги в згорткових шарах, що означає, що для кожного рецептивного поля шару використовується один і той же фільтр це зменшує обсяг необхідної пам'яті та поліпшує продуктивність.

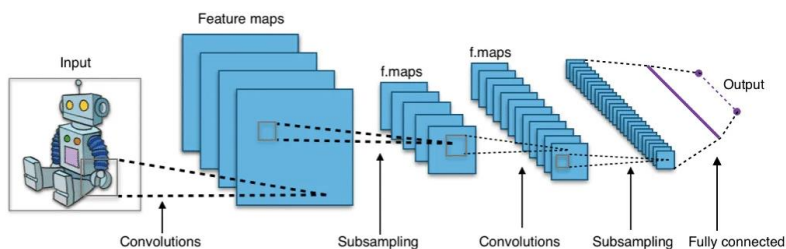


Рисунок 1 – Візуалізація згорткової нейронної мережі

Коли ЗНМ виявляє ці особливості, вона може викинути несуттєву інформацію. Це дозволяє зберегти лише найважливіші особливості даних.

ЗНМ можуть бути використані для стиснення даних різними способами. Одним із способів є використання їх для створення бітових потоків. Бітові потоки - це послідовності біт, які можна використовувати для представлення даних.

ЗНМ можуть бути використані для створення бітових потоків шляхом навчання їх на наборі даних даних. Після навчання ЗНМ можна використовувати для стиснення нових даних.

Іншим способом використання ЗНМ для стиснення даних є використання їх для створення кодових таблиць. Кодові таблиці - це таблиці, які відповідають кожному символу або значенню на коротку послідовність біт.

ЗНМ можуть бути використані для створення кодових таблиць шляхом навчання їх на наборі даних даних. Після навчання ЗНМ можна використовувати для стиснення нових даних шляхом заміни символів або значень на їх коди.

ЗНМ мають ряд переваг перед іншими методами стиснення даних. Вони можуть бути дуже ефективними, досягаючи коефіцієнтів стиснення до 90%. Вони також можуть бути дуже швидкими, дозволяючи стискати дані в реальному часі.

ЗНМ використовуються в різних областях, включаючи комп'ютерну графіку, комп'ютерну зору та машинне навчання. Вони дозволяють зберігати дані в меншому розмірі, що може призвести до поліпшення продуктивності та ефективності.

У практичних застосуваннях, вибір конкретного типу нейронної мережі та налаштування її гіперпараметрів залежить від конкретної задачі та типу даних. Для реалізації програмних модулів була використана мова програмування Python, та середовище розробки Visual Studio Code.

УДК 004.8

Дарнапук Є. С., Бондаренко С. В.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В МЕДИЦИНІ: ПРЕЦИЗІЙНА ДІАГНОСТИКА ТА ІННОВАЦІЙНІ МЕТОДИ ЛІКУВАННЯ

Штучний інтелект (ШІ) у медицині представляє собою перспективний пласт, який обіцяє революціонізувати парадигму підходу до діагностики та терапії. У контексті медицини, ШІ визначається використанням комп'ютерних систем, що здатні до навчання та прийняття рішень на основі обробки обширних медичних даних. Прецизійна діагностика та інноваційні технології лікування визначаються як ключові аспекти в цьому трансформаційному етапі еволюції медичної галузі. За даними Global Market Insights [1], фіксується імпресивний темп приросту використання ШІ у сфері охорони здоров'я – зростання на рівні 40% з 2017 по 2024, що свідчить про широкий спектр можливостей, які ШІ вносить у медичну практику. Приклади успішного впровадження охоплюють проекти, такі як DeepMind Health [2], де алгоритми ШІ сприяють точній діагностиці та використанню ефективних методів лікування, чи IBM

Watson for Oncology [3], що використовує ШІ для аналізу об'ємних медичних даних та надання рекомендацій щодо лікування онкологічних захворювань.

Прецизійна діагностика, яка є моделю вибору медичних рішень, завдяки використанню штучного інтелекту збільшує точність визначення хвороби та реакції на препарати, враховуючи всі індивідуальні особливості пацієнта. Алгоритми ШІ можуть проводити аналіз великих об'ємів медичних даних, враховуючи генетичні особливості, історію хвороби та інші фактори, щоб забезпечити персоналізовану діагностику. Системи: IBM Watson for Oncology – сприяють онкологам у прийнятті рішень щодо лікування, використовуючи аналіз медичних публікацій, клінічних досліджень та інших джерел; Sense.ly – використовують машинне навчання для прогнозування реакції пацієнта на терапію, забезпечуючи більш ефективний вибір методів лікування. Перспектива використання ШІ у розробці нових методів лікування за допомогою алгоритмів машинного навчання відкриває нові можливості у виборі терапії.

Таблиця 1 – Приклади використання ШІ в інноваційних методах лікування

Метод лікування	Опис	Приклади
Генетична терапія	Використання генетичних даних для індивідуалізації лікування раку	Персоналізована терапія раку
Нейромережі в діагностиці	Використання штучних нейромереж для точної діагностики за допомогою глибокого навчання	Діагностика раку на рентгенограмах
Роботизована хірургія	Використання роботів та ШІ для малоінвазивних хірургічних втручань	Роботизована хірургія для пухлин
Молекулярна терапія	Використання молекулярних маркерів для розробки ліків на основі мутацій	Ліки для конкретних мутацій генів
Терапія за допомогою ШІ	Використання інтелектуальних систем для аналізу клінічних даних та вибору оптимального лікування	IBM Watson for Oncology – рекомендації для онкології

Інноваційні технології лікування, опосередковані штучним інтелектом, відкривають нові перспективи в галузі медицини. Персоналізована терапія стає більш доступною завдяки аналізу обширних медичних даних, які ШІ може опрацювати в реальному часі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Behavior Analytics Market Size & Share | Statistics Report 2024. *Global Market Insights Inc.* URL: <https://www.gminsights.com/industry-analysis/behavior-analytics-market> (дата звернення: 10.12.2023).
2. Developing reliable AI tools for healthcare. *Google DeepMind.* URL: <https://deepmind.google/discover/blog/codoc-developing-reliable-ai-tools-for-healthcare/> (дата звернення: 12.12.2023).
3. Using Artificial Intelligence (Watson for Oncology) for Treatment Recommendations Amongst Chinese Patients with Lung Cancer: Feasibility Study / C. Liu та ін. *Journal of Medical Internet Research.* 2018. Т. 20, № 9. С. e11087. URL: <https://doi.org/10.2196/11087> (дата звернення: 29.12.2023).

УДК 004.8

Димо В. В., Гожий О. П.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

АУГМЕНТАЦІЯ ДАНИХ ШЛЯХОМ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ «COPY-PASTE» В ЗАДАЧАХ СЕМАНТИЧНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ

Штучні нейронні мережі – потужний інструмент для застосування у багатьох областях, від медицини і до військової справи. За останні десять років даний напрям досяг значних успіхів, так згорткові нейронні мережі (англ. Convolutional Neural Networks, CNN) показали гарні результати в задачах розпізнавання патернів та об'єктів на зображеннях, випередивши в точності та швидкості класичні алгоритми.

Хоча застосування нейронних мереж для задач комп'ютерного зору не є відкриттям, все ще залишаються не вирішеними проблеми, пов'язані із збалансованістю даних, їх кількістю та якістю. Так для деяких областей досліджень, наприклад, біомедицини, кількість зразків може являтися критичним параметром для використання нейронних мереж, а розпізнавання об'єктів на супутникових зображеннях потребує врахування великої кількості унікальних будівель або природних об'єктів. У таких випадках допомагають різноманітні техніки, що дозволяють додати варіативність у набір даних – аугментації (англ. augmentation), тобто в прямому сенсі – розширення даних.

В більшості варіантів, аугментації дозволяють урізноманітнити вже наявні у наборі зразки – повернути їх на різні кути, віддзеркалити, приблизити або виділити бажану частину із вже існуючої. Серед інших стандартних аугментацій також зміна кольору і додавання шуму, наприклад, за гаусом. Дані техніки додають нові деталі та особливості в зображення, але не вирішують проблему, наприклад, переважання одного класу іншим або недостатньої кількості даних в цілому. Таким чином існує необхідність в отриманні деякої кількості даних штучним шляхом.

Одним із останніх та потужних інструментів для синтетичної генерації даних є використання генеративних змагальних мереж (англ. Generative Adversarial Networks, GAN). GAN – клас алгоритмів штучного інтелекту, в яких використовується дві нейромережі, які «змагаються» між собою: одна з мереж генерує дані, а інша намагається їх відбракувати. Існує багато модифікацій даної нейронної мережі, наприклад, застосування GAN для аугментації даних розглядається в статті [1], автори розробили систему на основі нейронної мережі для створення повноцінних наборів даних, розробка отримала назву DAGAN (англ. Data Augmentation GAN). Використання генеративних мереж має власні переваги – велика варіативність набору та його «реалістичність» (наприклад, для генерації обличчя людини), але застосування таких моделей є складним процесом і потребує відповідної кваліфікації, набору даних для навчання та технічних ресурсів.

Інший підхід, який є більш простим, але може виявитися не менш корисним – генерація зображень на основі «скопіювати-вставити» (англ. copy-paste). Так як можна скопіювати текст із браузера і вставити в іншому місці, можна застосовувати і для будь-яких інших даних, в тому числі зображень. Оскільки технічна та програмна складова за останні десятиліття значно покращилася, немає необхідності застосовувати складні технологічні рішення або вивчати низькорівневі мови програмування. В одній із останніх статей розглядається застосування різних методів разом із технікою copy-paste для аугментації зображень на наборі даних COCO, автори відмічають покращення точності до 10% [2]. В іншому дослідженні була розроблена згортокова нейронна мережа із застосуванням техніки копіювання, на прикладі розпізнавання автомобілів та пішоходів в русі, що відповідно мала переважно кращі результати за інші модифікації згорткових мереж [3].

В даній роботі розглядається застосування техніки копіювання для створення простої генерації зображень із використанням фону (англ. background) та зразків будівель – екземплярів (англ. instances),

для задачі семантичної сегментації. Приклад будівель наведено на рис. 1, для тестування алгоритму було збережено 20 зображень. Також було обрано декілька різних зображень поверхні та проведено просту обробку, наприклад, додавання доріг.



Рисунок 1 – Приклад збереження зразків будівель

Алгоритм містить в собі техніку копіювання, узагальнюючи процес роботи: існує деякий набір поверхонь та будівель; кожна поверхня N -разів перетворюється шляхом застосування до неї простих аугментацій (віддзеркалення, поворот) та додаванням M -разів випадкових будівель, до яких також застосовуються процедури геометричної трансформації. Таким чином відбувається «надбудова» декількох зображень на інше. На рис. 2 наведено результати розробленого алгоритму: на першому зображенні міститься згенерована поверхня із будівлями, на другому – сегментаційна маска.

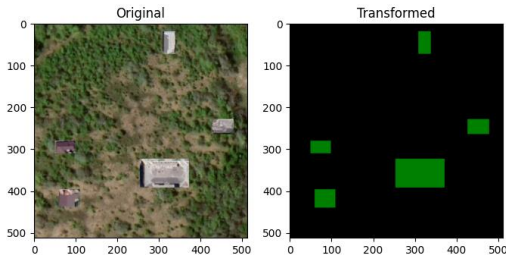


Рисунок 2 – Створене зображення поверхні та сегментаційна маска

Як можна побачити, в цілому результат можна вважати задовільним, враховуючи простоту алгоритму та його реалізацію. Якість та складність створеного зображення буде залежати від підібраних фонових зображень та відповідних зразків будівель. Алгоритм враховує деякі особливості, такі як розмір зображень та їх розташування – було додано зсув від країв, щоб вставлені будинки не виходили за зображення. Але все ж можна відмітити, що реалізація може бути покращена у майбутньому, щоб вирішити більше нюансів при генерації зображень.

Наприклад, на рис. 3 наведено декілька фрагментів вихідних зображень, використовуючи різні параметри генерації алгоритму.

Можна побачити, що на першому та другому фрагментах помітно, коли будівля розташовується на дорозі.



Рисунок 3 – Згенеровані зображення з дефектами

Також, при великій кількості будівель, або їх більшому розмірі, зразки можуть розміщуватися один поверх одного (останній фрагмент). Дана проблема вирішується, наприклад, розрахунком навколишніх пікселів із врахуванням наявності координат із вже розміщеним іншим фрагментом. Також можна додати масштабування, щоб змінювати розмір будівель, або генерувати зображення за наявною маскою – подібна логіка використовується в моделях GAN для генерації фасадів будівель.

Техніка копіювання та вставки – є простим, але достатньо ефективним інструментом для створення унікальних наборів даних, або додавання недостатніх зразків у наявні набори, що спрощує та покращує тренування моделей нейронних мереж. Застосування аугментацій на основі сору-paste дасть змогу швидко та без зайвих зусиль створювати зображення поверхонь із розміщеними будівлями, а також сегментаційні маски для них, що дозволяє уникнути етапу розмітки даних (англ. labeling), відповідно, значно прискорюючи отримання та застосування наборів даних для реальних проєктів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Data Augmentation Generative Adversarial Networks: наукова стаття. Edinburgh : Institute for Adaptive and Neural Computation, The University of Edinburgh, 2018. 14 с. URL: <https://arxiv.org/pdf/1711.04340.pdf> (дата звернення: 14.01.24)
2. Simple Copy-Paste is a Strong Data Augmentation Method for Instance Segmentation: наукова стаття. Cornell University, UC Berkeley, 2021. 13 с. URL: <https://arxiv.org/pdf/2012.07177.pdf> (дата звернення: 14.01.24)
3. Continuous Copy-Paste for One-stage Multi-object Tracking and Segmentation: наукова стаття. Beijing : 2021. 10 с. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9711452> (дата звернення: 14.01.24)

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЛАСИФІКАЦІЇ ВОЛАТИЛЬНОСТІ ВАЛЮТ

Сучасний світ неможливо уявити без наступного елемента – фінансів. Фінанси стали ниткою, що спітає різні аспекти нашого життя, від покупок продуктів і оплати комунальних послуг до інвестування для майбутнього та планування власного бюджету. Виправно, фінансова галузь є не лише основою для функціонування господарства, але й однією з найбільш динамічних та технологічно розвинених галузей. Вона зазнає постійних змін та вдосконалень завдяки технологічному прогресу і потребам сучасного суспільства.

Фінанси відіграють важливу роль у різноманітних сферах нашого життя, від особистих фінансів кожного з нас до глобальних економічних процесів. Ця сфера вимагає постійного аналізу, прогнозування та прийняття рішень в реальному часі. Водночас, розвиток сучасних технологій, таких як штучний інтелект і машинне навчання, відкриває нові можливості для поліпшення аналізу та прийняття рішень у фінансовій галузі.

Класифікація – це процес розподілу об'єктів чи даних у різні групи чи категорії відповідно до їхніх спільних характеристик. У контексті моделей машинного навчання, класифікація означає навчання моделі присвоювати об'єктам конкретні класи або мітки на основі їхніх характеристик.

Тема доповіді залишається дуже актуальною і важливою з наступних причин:

1. Необхідність управління фінансовими ризиками. З врахуванням постійних змін у геополітиці, економіці та інших факторах, інвестори та фінансові установи повинні ефективно управляти ризиками на валютних ринках. Інтелектуальні системи класифікації можуть надавати додаткові засоби для прогнозування та аналізу волатильності.

2. Вплив глобальних подій на валютні ринки. Глобальні події, такі як пандемії, політичні кризи, торгові конфлікти, можуть значно впливати на валютні курси. Інтелектуальні системи дозволяють швидко адаптуватися до змінних умов і забезпечувати актуальний аналіз волатильності.

3. **Розвиток технологій у сфері штучного інтелекту.** Зростання обчислювальної потужності та доступність великих обсягів даних дозволяють вдосконалювати алгоритми машинного навчання для точного класифікування волатильності валют.

4. **Потреба у точних та автоматизованих рішеннях.** Фінансові ринки працюють в режимі реального часу, і фахівці потребують швидких та точних інструментів для аналізу та класифікації волатильності. Інтелектуальні системи можуть надати автоматизовані рішення для реагування на ринкові зміни.

5. **Важливість фінансової стабільності.** Для індивідуальних та корпоративних гравців на ринку, а також для економік в цілому, важливо уникати ризиків та забезпечувати стабільність. Інтелектуальні системи класифікації волатильності можуть служити інструментом для досягнення цих цілей.

В сучасному фінансовому середовищі, де валютні ринки виявляються особливо вразливими до різноманітних впливів, інтелектуальні системи грають ключову роль у вирішенні завдань, пов'язаних з класифікацією волатильності валют.

Волатильність – це показник, який характеризує мінливість ціни активу протягом певного періоду часу. У фінансовій сфері волатильність найчастіше використовується для оцінки ризиків, пов'язаних з інвестиціями в різні фінансові інструменти, зокрема валюти.

Зростання волатильності може вказувати на підвищення ризику та нестабільність, тоді як зменшення може свідчити про більш стабільні умови на ринку.



Рисунок 1 – Графік зміни ціни активу

Зростання волатильності часто спостерігається під час важливих подій, таких як економічні кризи чи політичні нестабільності.

Наприклад, волатильність валют була високою протягом усього 2023 року. Це було викликано низкою факторів, включаючи війну в Україні, інфляцію та зростання процентних ставок.

Волатильність можна визначити як стандартне відхилення курсу валюти від середнього значення протягом заданого періоду часу.

Формула для розрахунку стандартного відхилення виглядає так:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \mu)^2}{N}} \quad (1),$$

де:

- σ – стандартне відхилення;
- \sum – сума;
- x – значення точки даних;
- μ – середнє значення;
- N – кількість точок даних.

Як приклад, інвестор може використовувати формулу для розрахунку стандартного відхилення, щоб визначити, чи потрібно йому диверсифікувати свій портфель.

Серед інноваційних рішень, які дозволяють краще розуміти і використовувати фінанси, особливе місце займають телеграм-боти, які дозволяють надавати інформацію та послуги широкому колу користувачів в зручній та доступній формі.

Для реалізації телеграм-бота фінансового ринку можна використовувати різноманітні фінансові показники та інформацію, яка надається фінансовими ресурсами. Ці показники та інформація можуть використовуватися для надання користувачам різноманітних аналітичних звітів, сповіщень та інших послуг.

В рамках моєї реалізації телеграм-бота основний акцент буде зроблено саме на волатильності валют. Цей ключовий показник відобразатиме ступінь коливань цін акцій та фінансових інструментів протягом конкретного періоду часу.

Графічне представлення динаміки волатильності та аналіз даного показника стане важливою частиною функціоналу бота, сприяючи більш інформованим та обґрунтованим фінансовим рішенням користувачів в умовах змінливого ринкового середовища.

Під час програмної реалізації телеграм-бота для інтелектуальної системи класифікації волатильності валют, я очікую досягнути кількох важливих цілей та функціональностей, а саме:

1. Збір та обробка фінансових даних.

2. **Надання інформації та прогнозів.** Розширення функціоналу для надання користувачам прогнозів та аналізу ринкових тенденцій, базованих на класифікації волатильності.

3. **Відповіді на запити користувачів.**

4. **Візуалізація даних.** Бот може використовувати графіки, діаграми та інші візуальні засоби для наглядного представлення інформації користувачам.

5. **Можливість розширення функціональності.** Бот повинен бути розроблений з можливістю додавання нових функцій та інтеграції з іншими фінансовими інструментами чи сервісами.

Виходячи з наведеного, можна прийти до висновку, що дана тема відкриває можливості для розширення знань у галузі фінансового аналізу та розвитку інноваційних інструментів для мінімізації ризиків на фінансових ринках. Результати подальших досліджень в цьому напрямку можуть стати важливим внеском в покращення стратегічного прийняття рішень та функціональності фінансових інструментів у сучасному інвестиційному середовищі.

Волатильність є важливим показником, який може бути використаний для підвищення ефективності фінансового бота. Додавши волатильність до ключових показників, ви зможете надати своїм користувачам більш повну картину фінансового ринку та допомогти їм прийняти більш обґрунтовані інвестиційні рішення.

УДК 004.42

Клименко Г. П.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ МУЛЬТИМЕДІЙНОГО КОНТЕНТУ

Доповідь презентує розробку інноваційної інтелектуальної системи для оцінювання якості мультимедійного контенту, яка базується на аналізі даних з IMDb та інтегрує можливості ChatGPT для інтерактивної взаємодії з користувачами. Система використовує передові алгоритми машинного навчання для аналізу рейтингів, відгуків користувачів та інших ключових метаданих з IMDb, щоб забезпечити об'єктивну оцінку якості фільмів та телешоу.

Особливість системи полягає в її здатності виявляти тенденції та закономірності у відгуках користувачів та професійних критиків, що дозволяє проводити глибокий аналіз якості контенту. Крім того,

система включає модуль для порівняння рейтингів IMDb з іншими показниками якості, такими як продажі квитків, нагороди та інші рейтинги. Проведені дослідження на базі даних IMDb демонструють високу ефективність системи у визначенні якості мультимедійного контенту, відкриваючи нові можливості для аналізу трендів у світі кіно та телебачення.

Інтеграція ChatGPT забезпечує інтерактивний інтерфейс, де користувачі можуть запитувати інформацію про фільми відповідно до своїх уподобань. Система обробляє запити в природній мові та використовує машинне навчання для підбору найбільш релевантних фільмів, враховуючи загальну популярність, рейтинги, відгуки та інші ключові параметри. Такий підхід забезпечує персоналізовані рекомендації, значно покращуючи досвід користувачів при виборі мультимедійного контенту.

Ця система не тільки покращує процес пошуку фільмів, але й вносить важливий вклад у розвиток систем рекомендацій та персоналізованих мультимедійних сервісів, створюючи зручний та інтуїтивно зрозумілий інструмент для користувачів.

УДК 004.24

Сова О. М., Сіденко Є. В.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ХВОРОБИ АЛЬЦГЕЙМЕРА

Хвороба Альцгеймера (ХА) є однією зі складних та поширених нейродегенеративних захворювань, яка впливає на пам'ять, когнітивні функції та поведінку пацієнта. За останні десятиліття проблема діагностування та класифікації ХА стала особливо актуальною. У цьому контексті методи машинного навчання визначаються як потужний інструмент для розв'язання цієї проблеми, дозволяючи вченим автоматизувати процеси аналізу медичних даних та отримувати точні прогнози. Давайте детальніше розглянемо дослідження методів машинного навчання для діагностики та класифікації хвороби Альцгеймера [1, 2].

Початкові дослідження у сфері використання методів машинного навчання для діагностики ХА датуються серединою 2000-х років. З тих пір вчені активно експериментують з різноманітними

моделями машинного навчання, використовуючи дані з образу мозку, клінічні показники та генетичні маркери. Один із ключових аспектів цих досліджень - розробка алгоритмів, які можуть розпізнавати патологічні зміни у ранніх стадіях, коли симптоми ХА ще не виявлені клінічно [2]. На сьогоднішній день дослідження включають в себе різноманітні напрями, такі як аналіз зображень мозку за допомогою методів комп'ютерної томографії та магнітно-резонансної томографії, обробка даних із психометричних тестів та використання біомаркерів. Моделі глибокого навчання, такі як нейронні мережі, виявляються особливо ефективними у виявленні змін у складних структурах мозку [1, 2].

Згорткові нейронні мережі, або ЗНМ – це клас глибоких штучних нейронних мереж, який успішно застосовувався до аналізу візуальних зображень. ЗНМ використовують різновид багатошарових перцептронів, розроблений так, щоби вимагати використання мінімального обсягу попередньої обробки [3, 4].

ЗНМ використовують порівняно мало попередньої обробки, в порівнянні з іншими алгоритмами класифікації зображень. Під час тренування такі системи конструюють ознаки та закономірності в зображенні без людського впливу, на відміну від класичних систем машинного навчання, де ознаки в системі формуються структуруються людиною-розробником (рис. 1) [3].

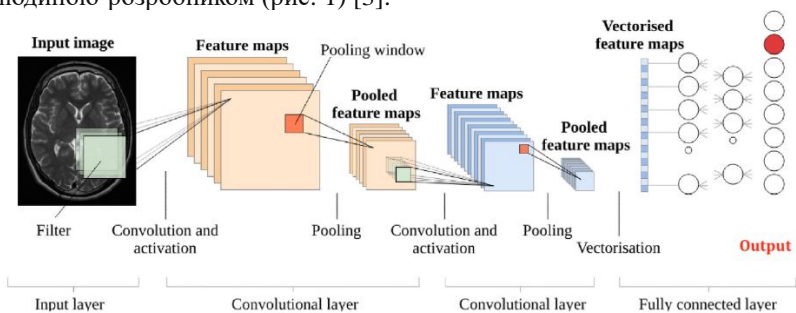


Рисунок 1 – Приклад архітектури ЗНМ для обробки знімку МРТ головного мозку [4]

Одним із основних завдань в дослідженнях є розробка моделей, які здатні виявляти патологічні зміни та встановлювати стадії розвитку хвороби. Для цього використовуються різноманітні підходи, такі як класифікація на основі зображень мозку, виявлення аномальних взаємодій у мережі мозку та аналіз генетичних даних. Машинне навчання дозволяє виявляти паттерни та асоціації, які можуть

залишитися непоміченими людським оком, сприяючи точній та ранній діагностиці ХА [2].

Незважаючи на значні досягнення, дослідження в галузі застосування методів машинного навчання для діагностики ХА постійно стикаються з викликами. Серед них - необхідність великої кількості даних для тренування моделей, врахування індивідуальних варіацій у патологічних процесах та етичні питання, пов'язані із збором та обробкою медичних даних. Триваючі дослідження спрямовані на подолання цих викликів та вдосконалення точності та доступності методів діагностики ХА.

Дослідження методів машинного навчання для діагностики та класифікації хвороби Альцгеймера представляють собою захопливу область, яка об'єднує медичні та комп'ютерні науки. Використання сучасних технологій дозволяє розширити можливості вчених у виявленні та вивченні цієї серйозної нейродегенеративної хвороби. Попередні досягнення свідчать про потенційно велике значення цих досліджень для розвитку ефективних методів діагностики та раннього втручання, що можуть значно поліпшити якість життя пацієнтів та знизити соціально-економічне навантаження внаслідок цієї захворюваності.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Guesmi, D., Salah, F., Ayed, Y.B. Recognition of Alzheimer's Disease Based on Transfer Learning Approach Using Brain MR Images with Regularization. *Advances in Computational Collective Intelligence. ICCCI 2023. Communications in Computer and Information Science*. 2023. vol. 1864. P. 147–160.
2. He, X., Chen, L., Li, X. et al. Brain image feature recognition method for Alzheimer's disease. *Cluster Comput*. 2019. vol. 22 (4). P. 8109–8117. <https://doi.org/10.1007/s10586-017-1634-5>.
3. Lanjewar, M.G., Parab, J.S. & Shaikh, A.Y. Development of framework by combining CNN with KNN to detect Alzheimer's disease using MRI images. *Multimed Tools Appl*. 2023. vol. 82. P. 12699–12717.
4. Roopa, Y.M., Reddy, B.B., Babu, M.R. et al. Teaching learning-based brain storm optimization tuned Deep-CNN for Alzheimer's disease classification. *Multimed Tools Appl*. 2023. vol. 82. P. 33333–33356.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ СЦЕНАРІЯМИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ РУХУ В КОМП'ЮТЕРНИХ ІГРАХ

Ігри автомобільних симуляторів у сучасному світі визнані не лише розважальним засобом, але й могутнім інструментом для навчання та вдосконалення водійських навичок. Вони дозволяють гравцям експериментувати з різними автомобілями, налаштуваннями та стратегіями водіння.

При створенні і не тільки такого типу ігор існує задача створення ботів для імітації віртуального супротивника. Також є потреба у створенні кат-сцен, в яких імітується рух автомобіля. Штучний інтелект (ШІ) відкриває можливості реалізувати поведінку акторів гри, адаптуючись до середовища з усіма її змінними, чого іноді неможливо досягти використовуючи звичайні алгоритми.

Внутрішньоігрові відео, відомі також як «кат-сцени» або «сінематика», – це відзняті епізоди у відеогрі, де гравець може продовжувати взаємодію з подіями, що відбуваються на екрані, хоча зазвичай гравець виконує роль спостерігача [1]. Ці відео елементи призводять до тимчасового припинення геймплею, і можуть бути реалізовані як анімаційні вставки, часто відомі як «сінематика». Для створення анімації у кат-сцені зазвичай використовують інструменти створення траєкторії, по якій буде рухатись авто. Такий спосіб може не враховувати усі елементи фізики створеного середовища, тим самим знижуючи реалістичність кат-сцени, що є основним її критерієм якості. Рух авто у заносі (дрифт) потребує ще більшого відгуку від створеної ігрової середовища.

Постає потреба у створенні системи ШІ для управління автомобілем у розробленому ігровому середовищі, для проходження доріжних поворотів у заносі по максимально бажаній траєкторії.

Для створення сінематики та моделювання фізики руху авто використовується ігровий рушій Unity. Для управління авто в такому стилі та у готовій середі зі своїми фізичними властивостями, ефективним є створення інтелектуальної системи на основі алгоритмів RL (англ. reinforcement learning) або ж використання Генетичних алгоритмів.

Навчання з підкріпленням представляє собою метод машинного навчання, де самостійний агент зобов'язаний приймати

рішення в конкретному середовищі з метою отримання найбільш частих винагород за виконані коректні дії [2].

У цьому контексті існує environment – середовище (наприклад, гра), на яке впливає Agent, тоді як агентом є алгоритм RL. Процес починається з того, що середовище відправляє свій початковий стан (state) агенту, який потім, на підставі своїх значень, робить дію (action) у відповідь на цей стан. Після чого середовище відправляє агенту новий стан та нагороду (reward). Агент оновить свої знання нагородою, поверненою середою, за останню дію та цикл повториться.

Генетичний алгоритм – це алгоритм пошуку, натхненний біологічним процесом природного відбору, в якому особини ті, що пристосувалися до змін у їхньому середовищі, можуть вижити і дати потомство. В ньому задіяні такі операції як мутація, схрещування та відбір.

NeuroEvolution of Augmenting Topologies (NEAT) – це генетичний алгоритм для створення штучних нейронних мереж, що розвиваються. Він змінює як вагові параметри, так і структуру мереж, намагаючись знайти баланс між придатністю розроблених рішень та їх різноманітністю. Такий підхід використовується в таких галузях, як ігри та управління приводами роботів.

Обидва способи можуть давати досить позитивні результати у поставленій задачі. Успіх системи на основі RL залежить від підбраної схеми нейромережі та способу надання винагород для навчання агента. Інтелектуальна система з використанням NEAT потребує якомога більшої кількості індивідів та поколінь, що за собою несе потребу у великій кількості часу та великих обчислювальних потужностей.

Розробка системи для такого стилю управління авто може бути не тільки способом створення реалістичних кат-сцен з участю авто а й удосконалена та впроваджена у більш глобальні системи для створення бота-суперника у комп'ютерній грі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. King, G., Krzywinska, T.: Computer Games/Cinema/Interfaces. In: Mäyrä, F. (ed.) Proceedings of Computer Games and Digital Cultures Conference, Tampere. 2002. P. 141–153. 552 p.
2. Sutton, Richard S.; Barto, Andrew G. Reinforcement Learning: An Introduction (2nd ed.). MIT Press. 2018. ISBN 978-0-262-03924-6. 526 p.

СИСТЕМА АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СПОРТИВНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Академічне веслування, з його глибокими традиціями та високим ступенем фізичної підготовки, завжди привертало увагу спортсменів, тренерів та прихильників. Зараз, завдяки розвитку сучасних технологій, системи прогнозування та аналізу стали необхідним елементом в тренувальному процесі та стратегічному плануванні в цій захоплюючій галузі.

У роботі досліджується використання машинного навчання для створення системи, що дозволить прогнозувати та аналізувати спортивні досягнення в академічному веслуванні, що в майбутньому дозволить покращити результати тренувань спортсменів.

Метою роботи є підвищення якості прогнозування спортивних результатів для покращення результатів спортсменів шляхом впровадження штучного інтелекту. В дослідженні використовуються дані, які було зібрано за допомогою веслувального ергометра Concept2 [1]. Ці дані було використано для проектування бази даних, в якій систематизовані дані тренувань студентів Чорноморського національного університету імені Петра Могили, що в майбутньому допоможе виконати аналіз та спрогнозувати результати тренувань. Датасет містить інформацію про студентів, які пройшли тест на веслувальному тренажері. Дані включають унікальний ідентифікатор, ім'я, стать, національність, вік, фізичні характеристики, показники пульсу перед та після тесту, дату та час тестування, номер тренажеру, відстань, середню кількість помахів веслом, час на проходження 500 метрів, потужність у калоріях та ватах, а також показники за періоди 2, 4 та 6 хвилин виконання тесту.

Для кращого розуміння на рис. 1 показано приклад результатів використання нейронних мереж для передбачення часу проходження спортсменом на тренажері дистанції 500 метрів, і подальше порівняння фактичних результатів з прогнозованими. Після розділення даних на тренувальний та тестові набори для оцінки ефективності моделі виконується нормалізація ознак, для забезпечення однакового масштабу та уникнення проблем з домінуванням ознак. Наступним кроком є створення моделі регресії на основі MLR, що дозволяє

виконати прогнозування часу на проходження спортсменом 500 метрів. Оцінка результатів виконується за допомогою середньоквадратичної помилки.

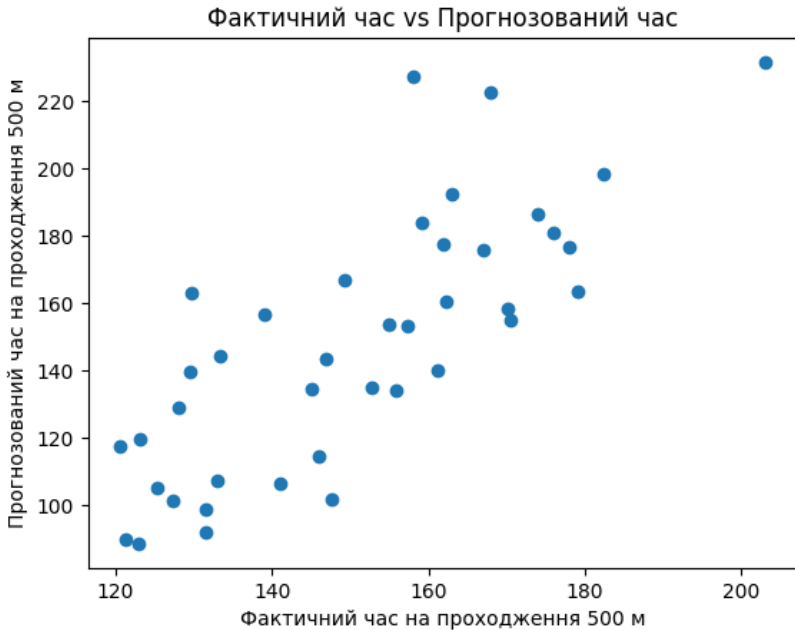


Рисунок 1 – Прогнозований та фактичний час

Для створення прогностичних моделей найкращою бібліотекою для використання є Scikit-learn, оскільки вона надає високий спектр алгоритмів для класифікації, кластеризації та регресії, що робить її найкращим варіантом для прогнозування спортивних результатів.

Для візуалізації даних, було обрано Matplotlib та Seaborn, які грають важливу роль у представленні та аналізі результатів, оскільки вони надають можливість створювати графіки, які дозволяють відображати залежності між факторами та результатами.

Використання машинного навчання в системах прогнозування та аналізу результатів є обґрунтованим та перспективним підходом, що в свою чергу дозволяє оптимізувати тренувальні процеси, беручи до уваги велику кількість факторів, що впливають на результати, та сприяє підвищенню ефективності веслувальних команд.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Горбань Г. В., Кандиба І. О., Антіпова К. О., Кірей К. О. Первинний та візуальний аналіз даних спортивних результатів з академічного веслування засобами мови Python з використанням бібліотек Pandas, Matplotlib та Seaborn // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. 2022. Вип. 3. С. 27-37.

УДК 004.8

Ченара І. В., Калініна І. О.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДЛЯ КОМП'ЮТЕРНИХ ІГОР НА ОСНОВІ Q&A ТЕХНОЛОГІЙ

В останні десятиліття розвиток штучного інтелекту (ШІ) та його інтеграція в комп'ютерні ігри відкрило нові горизонти для ігрової індустрії. Особливо помітним стало впровадження технологій на основі мовних моделей, які забезпечують природнішу взаємодію між гравцями та ігровими персонажами. Сучасні мовні моделі пропонують перспективні можливості для створення розумніших і адаптивніших неігрових персонажів (NPC), здатних не тільки мати заготовлені розробниками відповіді на заздалегідь прописані варіанти діалогу, але вести повноцінну бесіду із гравцем, враховуючи її контекст, запам'ятовуючи попередні обговорювання та відповідаючи доречно до запиту.

Об'єктом роботи є процеси взаємодії гравця з неігровими персонажами (NPC) у комп'ютерних іграх, що ґрунтуються на штучному інтелекті.

Предметом роботи є методи та підходи до створення інтелектуальних систем для комп'ютерних ігор на основі технологій питань та відповідей (Q&A), зокрема застосування мовних моделей.

Метою роботи є дослідження та аналіз ефективності мовних моделей для інтелектуальної системи для комп'ютерних ігор, що здатна створити динамічну та реалістичну взаємодію між NPC та гравцем.

Розроблена інтелектуальна система передбачає інтеграцію передової мовної моделі у ігровий застосунок для створення NPC, які можуть взаємодіяти з гравцями у більш складних та реалістичних сценаріях за рахунок генерації відповіді на основі запиту гравця. Робота включає аналіз існуючих підходів до створення

інтелектуальних ігрових систем, інтеграцію мовної моделі в ігрове середовище, а саме в поведінку NPC, а також оцінку її ефективності та практичної застосовності в реальних ігрових умовах.

Ключовим аспектом є створення інтерактивного діалогу між гравцем та неігровим персонажем (NPC). Це досягається за допомогою інтеграції мовної моделі в ігрове середовище Unity, а саме безпосередньо у поведінку NPC, що дозволяє їм реагувати на запитання та запити гравця відповідно до їх унікальної ігрової ролі та поточного контексту у грі. Наприклад, якщо NPC є чарівником, його відповіді та взаємодії будуть відповідати цій ролі, включаючи знання магичних заклинань, історії світу і своїх здібностей., роблячи діалог більш динамічним та реалістичним. Для ефективної роботи системи важливим є також налаштування параметрів мовної моделі від OpenAI, щоб забезпечити адекватну генерацію відповідей відповідно до ролі та характеру NPC. Інтеграція з Unity передбачає також створення зручного інтерфейсу для гравців, де вони можуть вводити свої запити, та візуального представлення відповідей NPC, наприклад, у текстових діалогових вікнах.

Впровадження інтелектуальної системи на основі Q&A технологій у комп'ютерні ігри на ігровому движку Unity відкриває нові перспективи для ігрової індустрії. Це не тільки підвищує рівень залучення гравців, а й забезпечує новий спосіб взаємодії в ігровому світі. NPC, здатні вести осмислений діалог та адаптуватися до контексту гри, значно збагачують ігровий процес.

Автоматизація та інтегровані комп'ютерні технології

УДК 681.5

Войтасик А. М.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

НАВИГАЦІЙНІ ПРИЛАДИ ЗАСОБІВ МОРСЬКОЇ РОБОТОТЕХНІКИ

При русі засобів морської робототехніки (ЗМР) в підводному просторі важливим чинником є відстеження їх абсолютних координат. Відстеження координат ЗМР може виконуватися за допомогою як зовнішніх так і внутрішніх систем сенсорів [1]. В загальному випадку

сенсори, які використовуються при керуванні ЗМР, можна розділити на сенсори зворотного зв'язку, та сенсори зовнішніх і внутрішніх збурень.

Сенсори зворотного зв'язку називають приладами морської навігації, які є основними для здійснення керування ЗМР і призначені для вимірювання їх кінематичних параметрів [2]. Серед них можна виділити прилади, призначені для визначення поточного місцезнаходження ЗМР і напрямку руху та прилади вимірювання динамічних параметрів. Сенсори зовнішніх та внутрішніх збурень призначені для вимірювання інших параметрів ЗМР та зовнішнього середовища, які мають вплив на його рух: сил натягу кабель-тросу (КТ), температури, густини води тощо.

До приладів навігації ЗМР відносяться: магнітні компаси, інерційні навігаційні системи, ехолоти, гіперболічні радіонавігаційні та супутникові навігаційні системи. В основі роботи магнітних компасів полягає вплив магнітного поля Землі (МПЗ) на магнітну стрілку, яка при відсутності сторонніх магнітних впливів орієнтується вздовж силової лінії МПЗ у напрямку Північного магнітного полюса. Інерційні навігаційні системи (ІНС) бувають платформні та безплатформні і забезпечують безперервне вироблення інформації про курс, координати, швидкість руху і кутову орієнтацію ЗМР [3]. Перевагами ІНС є автономність та відсутність демаскуючих ознак, що обумовило їх використання на військових кораблях та особливо у складі навігаційних комплексів підводних човнів.

Найбільш розповсюдженим гідроакустичним засобом є ехолот – прилад, який вимірює глибину під кілем судна та може виконувати інші корисні вимірювання, наприклад щільності та шарової структури ґрунту. Гіперболічні радіонавігаційні системи використовують сімейства гіпербол як основу для визначення координат. Супутникові навігаційні системи забезпечують глобальне високоточне визначення координат надводних частин ЗМР в будь-якому районі Світового океану.

Навігаційний модуль малогабаритних ЗМР дозволяє виконувати вимірювання його базових кінематичних параметрів: глибини, курсу, крену та диференту, і повинен містити відповідні сенсори та системи їх калібрування. Однак, дані які надходять від таких сенсорів, як наприклад, магнітометр містять в собі дані, що можуть бути спотворені за рахунок локальних змін в електромагнітному полі Землі від твердих та м'яких в магнітному відношенні матеріалів. Це спричиняє появу похибок в обчисленні кутів Ейлера на базі отриманих від сенсора показань.

До таких факторів належать: девіація магнітного компасу, спричинена впливом на останній твердих в магнітному відношенні матеріалів; перекоси в положенні сенсора, які могли виникнути при монтажі останнього на друковану плату вимірюючого пристрою або при інтегруванні вимірюючого пристрою до складу ЗМР; відхилення в показаннях акселерометру та магнітометру. Для компенсації впливу даних негативних факторів на показання навігаційної системи подібних ЗМР варто виконувати калібрування магнітного компасу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Войтасик А. М. Організація автоматизованого керування підводною прив'язною самохідною вантажною системою. *Сучасні проблеми автоматики та електротехніки – 2017*: матеріали Всеукраїнської науково-технічної конференції. Миколаїв: НУК ім. адм. Макарова, 2017. С. 57-59.
2. Войтасик А. М., Сірвчук А. С., Ключков О. П., Залізняк Д. В. Розробка системи інформаційного обміну буксированого підводного апарата. *Підводна техніка та технологія*: матеріали ІХ Всеукраїнської науково-технічної конференції з міжнародною участю, Ч.І. Миколаїв: НУК ім. адм. Макарова, 2019. С. 44-47.
3. Войтасик А. М. Моніторинг підводного середовища. *Інновації в суднобудуванні та океанотехніці*: матеріали ХІV Міжнародної науково-технічної конференції. Миколаїв: НУК ім. адм. Макарова, 2023. С. 277-280.

УДК 62-51

Скоройд М. Ю.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

СИСТЕМА ВІДЕО СКАНУВАННЯ КОЛЬОРУ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ЛОГІСТИКИ СОРТУВАЛЬНОЇ ЛІНІЇ

В сучасному світі із за глобальних проблем більшість повсякденних завдань спрощується або зовсім автоматизується і кожного дня ця тенденція зростає. В зв'язку з тим актуальною стає рішення в скануванні об'єктів за кольором для автоматизації логістики системи сортування та перевезень.

Пропонується наклеювати різнокольорові стикери (наклейки) на пакунок при оформленні відправки пакунку в певну область чи термінальне відділення.

Потім при розвантажувальні пакунків на конвеєрну лінію відбувається сканування. Система сканування складається з камери, яка сканує колір стікери пакунка та автоматично відправляє його по конвеєрній лінії до автомобіля, який рухається в кінцевому напрямку одержувача цього пакунку.

В роботі [1] описується система бездротового керування маніпулятором з візуальним спостереженням його роботи, де було взято налаштування програми для керування групою двигунів та додано систему сканування кольору за його RGB спектром.

На рис.1 показана програма у вигляді блоків системи сканування, яка розроблена в програмному застосунку LabView, де камера фіксує спектр кольору, який потрапляє на об'єктив камери, порівнює його з налаштованим шаблоном в програмі та виводить відсканований колір на інтерфейсі програми рис. 2. На основі відсканованого кольору система буде керувати кутом обертв крокового двигуна з заслонкою.

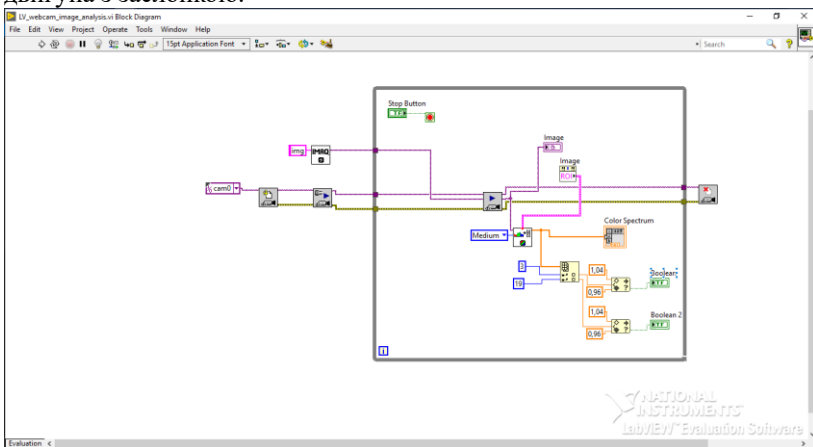


Рисунок 1 – Блок програма сканування об'єктів для визначення кольору

На рис. 2. показано інтерфейс програми, де є вікно з відображенням роботи камери, в якому є область сканування, яке сканує наведений до його колір. Знизу вікна показаний спектр RGB сигналу рамки сканування. При наведенні відповідного кольору на рамку сканування колір відображається у відповідній рамці зверху екрану, даючи команду руху заслонки для подальшого транспортування пакунку по конвеєрній лінії.

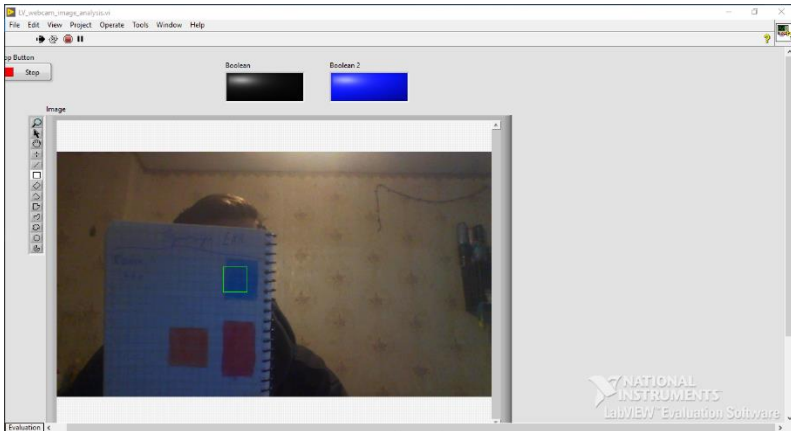


Рисунок 2 – Інтерфейс програми сканування

Перспектива даного пристрою необмежена, оскільки можна збільшити кількість систем сканування на конвеєрній лінії та перебазувати систему для сортування та розділення різних об'єктів наприклад за якістю, щоб сортувати стиглі яблука від зелених.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Кубов В. І., Скороїд М. Ю. Інтеграція засобів дистанційно-візуального контролю до SCADA системи на базі LabView DSC. Інтелектуальні інформаційні системи : Всеукраїнська науковопрактична конференція молодих вчених, аспірантів і студентів : тези доп., 9–12 лютого 2021 р. ЧНУ ім. Петра Могили. Миколаїв. 2021. с. 88-91.

Методи і засоби комп'ютерної інженерії

УДК 004.73:621.391.6

Басв В. О., Пузирьов С. В.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ТУРИСТИЧНА СЕНСОРНА МЕРЕЖА НА БАЗІ LORAWAN

Після проходження певного туристичного маршруту у якості звіту та підтвердження факту проходження групою заявленого

маршруту, керівники туристичної групи повинен надати деталі маршруту, серед яких:

- фотознімки;
- особливості районів маршруту (рельєф, погодні умови тощо);
- стан учасників під час проходження маршруту.

На даний момент переважна більшість керівників ведуть паперові чи електронні щоденники походу. Виходячи з цього, були виконані дослідження можливості автоматизації виміру та збереження даних щодо проходження туристичного маршруту групою. Це дозволить більш точно відтворювати події та деталі проходження маршруту. Тож під час проходження маршруту керівник зможе більше зосередитись на успішному закінченні туристичного походу, замість ведення нотаток та запам'ятовуванні подій чи умов певної ділянки маршруту.

Згідно з виконаним оглядом технологій бездротової передачі, у якості способу передачі даних за основу було взято LoRaWAN. Згідно з дослідженнями, дана технологія надає змогу передавати дані на великих відстанях й забезпечує високу енергоефективність при використанні [1]. На даний час дана технологія отримує більшого розповсюдження у IoT-проектах, найбільшого розповсюдження має сфера сільського господарства [2]. На рис. 1 наведено принципову схему мережі сенсорів.

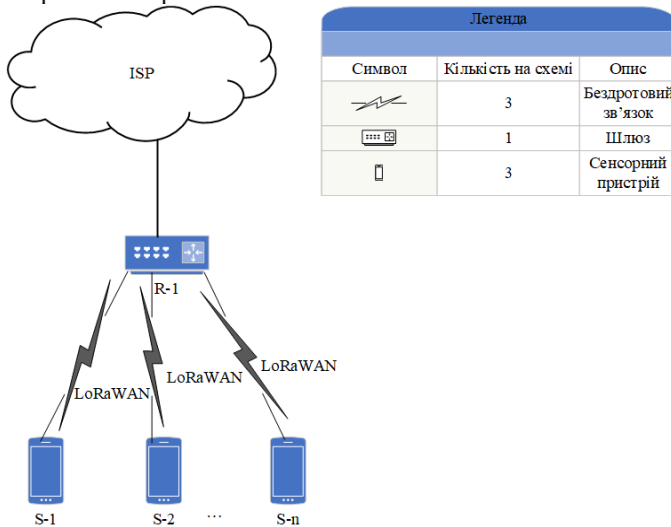


Рисунок 1 – Принципова схема сенсорної мережі

Як видно зі схеми рис. 1, передбачається, що кожний учасник туристичного походу буде мати свій власний портативний сенсорний пристрій. Кожний сенсорний пристрій шляхом LoRaWAN-технології передає дані до шлюзу мережі. Даний шлюз має підключення з мережею інтернет, що надає змогу передати отримані дані до центрального серверу, звідки отримані дані можна переглянути.

Таким чином, інформація щодо стану проходження маршруту може бути переглянута зв'язковим, який має доступ до стабільної мережі інтернет. Таким чином, розробка даного пристрою вирішує проблеми:

- контакту туристичної групи зі зв'язковим;
- контакту учасників групи між собою;
- збереження та відтворення даних проходження походу.

Окрім цього, можливість кращої комунікації похідної туристичної групи може зменшити кількість летальних випадків чи зниклих безвісти осіб.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Saban M., Aghzout O., Medus L. D., Rosado A. Experimental analysis of IoT networks based on LoRa/LoRaWAN under indoor and outdoor environments: Performance and limitations. *IFAC-PapersOnLine*. 2021. Is. 54, no. 4. P. 159–164. DOI: 10.1016/j.ifacol.2021.10.027.
2. Anastasiou A., Zinonos Z., Georgiades M. LoRa-based environmental monitoring system for commercial farming. *Proc. of the 19th Internat. Conf. on Distrib. Computing in Smart Syst. and the Internet of Things (DCOSS-IoT)*, 2023, Pafos, Cyprus, June 19–21, 2023. DOI: 10.1109/DCOSS-IoT58021.2023.00115.

УДК 004.89:004.3

Баума А. Р.

*Хмельницький національний університет,
м. Хмельницький, Україна*

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МОБІЛЬНИХ РІШЕНЬ У СФЕРІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ

Технологія виявлення об'єктів знайшла своє місце у численних мобільних застосунках, змінивши різні галузі та покращивши взаємодію з користувачами. Використовуючи алгоритми комп'ютерного зору та штучного інтелекту, ці програми продемонстрували практичність і ефективність виявлення об'єктів у

вирішенні реальних завдань. Розглянемо три відомі програми, які використовують виявлення об'єктів, щоб надати користувачам цінну інформацію, покращити доступність і змінити спосіб взаємодії з навколишнім середовищем.

Застосунок: «Google Lens» (доступний у Google Play). Google Lens – це інноваційна програма, яка використовує функцію виявлення об'єктів, щоб надавати користувачам миттєву інформацію про навколишній світ. Просто навівши камеру смартфона на об'єкти або сцени, Google Lens може ідентифікувати орієнтири, рослини, тварин і широкий спектр повсякденних об'єктів. Потім програма надає відповідні результати пошуку, докладну інформацію та навіть переклад на мову на основі розпізнаних об'єктів. Google Lens пропонує інтуїтивно зрозумілий та інтерактивний досвід.

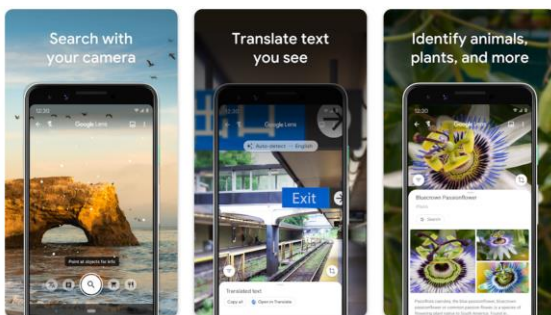


Рисунок 1 – Google Lens в Google Play

Програма «CamFind» (доступна в App Store і Google Play). CamFind – це потужна програма для розпізнавання зображень, яка використовує виявлення об'єктів для ідентифікації об'єктів, знятих на фотографіях (рис. 2). Незалежно від того, чи йдеться про предмети побуту, модні аксесуари чи твори мистецтва, CamFind може точно розпізнавати та класифікувати об'єкти, дозволяючи користувачам дізнатися про них більше. Застосунок надає детальну інформацію, посилання на покупки та відповідний вміст на основі ідентифікованих об'єктів. Повна інтеграція CamFind із технологією виявлення об'єктів подолала розрив між фізичним і цифровим світами, дозволяючи користувачам досліджувати та відкривати інформацію без зусиль.

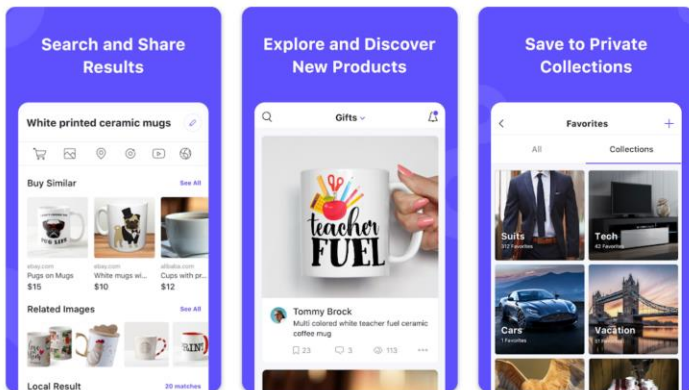


Рисунок 2 – CamFind в Google Play

Програма «TapTapSee» (доступна в App Store і Google Play). TapTapSee – це виняткова програма для спеціальних можливостей, яка використовує виявлення об’єктів для розширення можливостей користувачів із вадами зору. Захоплюючи зображення за допомогою камер своїх смартфонів, користувачі можуть покласти на TapTapSee для ідентифікації об’єктів і отримання звукових описів у реальному часі. Застосунок здатний розпізнавати широкий спектр об’єктів, включаючи повсякденні речі, продукти (рис. 3). Включаючи функцію виявлення об’єктів, TapTapSee підвищує незалежність і впевненість людей із вадами зору, дозволяючи їм більш ефективно орієнтуватися в оточенні. Ця програма є прикладом трансформаційного впливу виявлення об’єктів на сприяння інклюзивності та доступності.



Рисунок 3 – TapTapSee в AppStore

Реальні програми, що використовують технологію виявлення об'єктів, продемонстрували її універсальність і важливість у різних областях. Від інтерактивного та інформативного досвіду, який пропонує «Google Lens», до безперервних покупок і відкриттів, які полегшує «CamFind», виявлення об'єктів змінило взаємодію користувачів з навколишнім світом. Крім того, такі програми, як «TapTapSee», продемонстрували глибокий вплив виявлення об'єктів на покращення доступності для людей із вадами зору.

Оскільки технологія продовжує розвиватися, можливо очікувати ще більше інноваційних і трансформаційних програм, які використовують виявлення об'єктів для вирішення реальних завдань і покращення взаємодії з користувачами в різних галузях.

УДК 004.89

Воздіцький С. Ю., Савінов В. Ю.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ПРОГРАМНО-АПАРАТНИЙ КОМПЛЕКС ДЕТЕКТУВАННЯ РУХІВ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ НА БАЗІ ОДНОПЛАТНОГО КОМП'ЮТЕРУ RASPBERRY PI

У сучасному світі зростає популярність використання технологій комп'ютерного зору для вирішення різноманітних завдань, таких як відеоспостереження, безпека та розпізнавання обличчя. Однак існуючі рішення часто потребують великих обчислювальних ресурсів та великих витрат на обладнання. Одним з підходів до вирішення цих задач є використання одноплатних комп'ютерів. Одноплатні комп'ютери є компактними і доступними пристроями, які можна використовувати для створення мобільних систем.

У роботі розроблено програмно-апаратний комплекс детектування рухів та розпізнавання обличчя на базі одноплатного комп'ютера Raspberry Pi. У цьому контексті він пропонує доступне та потужне рішення для створення програмно-апаратного комплексу детектування рухів та розпізнавання обличчя.

Для детектування рухів та розпізнавання обличчя існує безліч підходів. Для детектування рухів можна використовувати такі методи:

1) обробка відео по кадрах. Цей метод полягає у порівнянні послідовних кадрів відео для виявлення змін. Він є простим у

реалізації, але може бути неефективним для виявлення швидких рухів або рухів, що відбуваються на тлі складних текстур;

2) обчислення оптичного потоку. Цей метод використовує математичне поняття оптичного потоку для виявлення руху між сусідніми кадрами відео. Він є більш ефективним, ніж обробка відео по кадрах, але може бути чутливим до шуму та артефактів;

3) використання машинного навчання. Цей метод використовує моделі машинного навчання для навчання на наборі даних відео з рухами та без рухів. Він є найбільш точним методом, але може бути складним у реалізації та потребувати значної кількості даних для навчання.

Для розпізнавання обличчя існують такі методи:

1) використання геометричних ознак. Цей метод використовує геометричні характеристики облич, такі як відстані між очима, носом і ротом. Він є простим у реалізації, але може бути сприйнятливим до змін освітлення та поворотів голови;

2) використання текстурних ознак. Цей метод використовує текстурні характеристики облич, такі як розподіл пікселів і текстурні шаблони. Він є більш точним, ніж використання геометричних ознак, але може бути складним у реалізації;

3) використання машинного навчання. Цей метод використовує моделі машинного навчання для навчання на наборі даних з фотографій і відео облич. Він є найбільш точним методом, але може бути складним у реалізації та потребувати значної кількості даних для навчання.

Автори пропонують метод детектування рухів на основі згорткової нейронної мережі, який удосконалює метод, описаний в [1]. Метод був протестований на наборі даних з відео з рухомими людьми і показав високу точність. Метод складається з двох основних етапів: обробка відео та детектування рухів.

На рис. 1 показана вся запропонована структура.

Система складається з двох частин: виявлення руху та класифікація об'єктів і регресія. По-перше, виявлення руху здійснюється за допомогою модуля виявлення руху з модулем фільтра та математичним морфологічним модулем (операція відкриття). Потім вилучення пов'язаної області виконується для отримання переміщення регіонів. Відповідно до інформації в рухомих регіонах, оригінальне зображення вирізається та обрізається, регіони вводяться в нейронну мережу, щоб отримати межі та категорію кожного об'єкта. Нарешті, згідно з інформацією про положення об'єкта в області, що рухається, координати відображаються на вихідному зображенні. Ключові модулі в загальну архітектуру включають виявлення руху, регіон вилучення

та виявлення об'єктів. На першому етапі відео розбивається на послідовні кадри. Кожен кадр потім перетворюється в вектор розміром 1024, який представляє характеристики кадру. На другому етапі CNN використовується для детектування рухів на кожному кадрі відео. CNN складається з трьох основних шарів: згортковий шар, фільтрувальний шар підсумковий шар. Цей шар об'єднує результати згорткового шару та фільтрувального шару для визначення наявності руху.

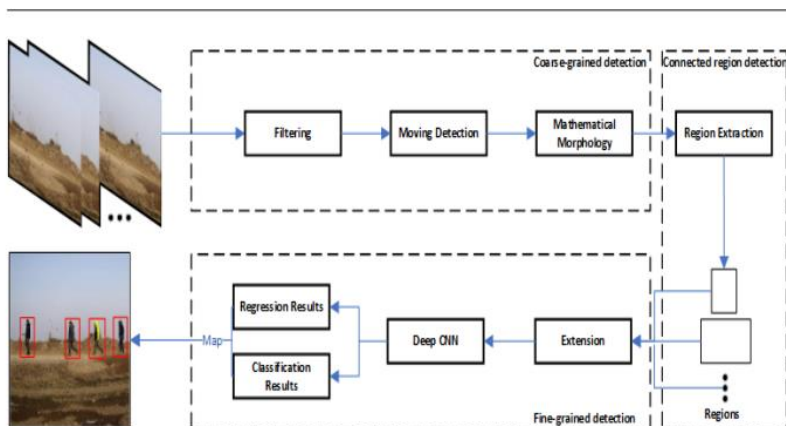


Рисунок 1 – Структура згорткової мережі

Автори протестували свій метод на наборі даних з відео з рухомими людьми. Набір даних містить 100 відео з 200 000 кадрами. Метод правильно детектував рухи на 95 % кадрів набору даних.

Як правило, кожен кадр відео розділений на передній план і фон для виявлення рухомих об'єктів відповідно до різниці в інтенсивності пікселів або розподілі кольорів. Дослідники пропонують різні методи, наприклад штучний дизайн для виділення переднього плану. Як найпоширеніший метод, різниця кадрів базується на різниці рівнів сірого між двома сусідніми кадрами відео. Без фону моделювання його легко реалізувати, але він вразливий до шуму або складних сцен з локальним рухом у фоновому режимі. Тим часом, модель шуму Гауса (GMM) є більш надійною, але вона потребує кілька кадрів для моделювання та оновлення фону, що страждає від високої обчислювальної складності [2].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Zhu H., Yan X., Tang H., Chang Y. Moving object detection with Deep CNNs. IEEE Access (Volume: 8). pp. 29729–29741. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2972562.
2. Dunn C. How to train your Raspberry Pi for facial recognition. 2022. URL: <https://www.tomshardware.com/how-to/raspberry-pi-facial-recognition> (Last accessed: 22.11.2023).

УДК 004.6

Волощук С. І., Савінов В. Ю.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ВИКОРИСТАННЯ РІЗНИХ МЕТОДІВ АГРЕГАЦІЇ ДАНИХ ДЛЯ ЗБІЛЬШЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ МАЛОПОТУЖНИХ ІОТ-ПРИСТРОЇВ

Поширення Інтернету речей (IoT) відкрило новий етап зв'язку, де малопотужні пристрої спільно працюють у різних сферах, від "розумних будинків" до промислової автоматизації. Однак, ця технологія стикається з проблемою обмежених енергетичних ресурсів, особливо у випадках, коли традиційні джерела живлення непрактичні чи недоступні. Це вимагає інноваційних енергоефективних рішень.

Оптимізація енергоефективності таких пристроїв залежить від стратегічного використання методів агрегації даних, що передбачає інтелектуальну консолідацію інформації перед передачею для мінімізації комунікаційних подій.

Часова агрегація зосереджена на групуванні даних, зібраних протягом певних часових інтервалів перед передачею. Накопичуючи інформацію та передаючи її як колективний об'єкт, а не окремі точки даних, ця методика мінімізує тривалість активного стану пристроїв Інтернету речей. По суті, пристрої можуть швидко переходити в сплячий режим з низьким енергоспоживанням, заощаджуючи енергію в періоди бездіяльності. Часова агрегація виявляється особливо ефективною в застосунках, де переважають періодичні або циклічні шаблони даних, такі як моніторинг навколишнього середовища або періодичні показання датчиків.

Просторова агрегація передбачає об'єднання даних з декількох пристроїв перед передачею, що зменшує потребу в одночасній, незалежній передачі даних. Ця технологія оптимізує

пропускну здатність мережі та мінімізує конкуренцію за комунікаційні ресурси. Просторова агрегація особливо вигідна в сценаріях, коли пристрої, що знаходяться в безпосередній близькості, демонструють корельовані шаблони даних, як, наприклад, при розгортанні інтелектуальної інфраструктури або спільних сенсорних мереж. Консолідація інформації в джерелі підвищує загальну ефективність мережі, зменшуючи надмірність і уникаючи непотрібної передачі даних.

Адаптивні алгоритми агрегації в IoT – це складний підхід до консолідації даних, який інтелектуально адаптує стратегії в реальному часі. Враховуючи фактори, такі як актуальність даних, мережевий трафік і завантаженість пристроїв, вони адаптуються до конкретних вимог моменту. Ця адаптивність не лише оптимізує енергоефективність, але і підвищує швидкість реагування та маневреність пристроїв IoT у динамічному та непередбачуваному середовищі.

В якості прикладу, можна навести використання адаптивного алгоритму в промисловому IoT. У виробничих умовах пристрої Інтернету речей контролюють обладнання для профілактичного обслуговування. Безперервна передача даних є життєво важливою для аналізу в режимі реального часу, але вона створює проблеми з довговічністю датчиків, що живляться від батарейок. Пропонується реалізація адаптивного алгоритму агрегації для динамічного налаштування частоти та деталізації передачі даних на основі стану та завантаженості техніки, за якою ведеться спостереження. У періоди нормальної роботи передача даних здійснюватиметься рідше і в більш агрегованому вигляді, в той час як критичні події ініціюватимуть передачу даних на більш високій частоті. Даний підхід скоротить споживання енергії в нормальних умовах експлуатації, при цьому забезпечивши своєчасну передачу критично важливої інформації під час потенційних несправностей. Іншою сферою застосування можуть бути медичні носимі пристрої. У носимих пристроях моніторингу здоров'я безперервна передача даних для реального відстеження стану здоров'я може швидко виснажити батареї та негативно впливати на роботу користувача.

Для консолідації даних про здоров'я, таких як частота серцевих скорочень і рівень активності, може використовуватися часова агрегація. Дані передаватимуться у агрегованому вигляді, що дозволить пристрою зберігати енергію в періоди низької активності.

Дослідження агрегації даних у малопотужних пристроях Інтернету речей вказує на потенціал для підвищення енергоефективності та сталого розвитку. Від точного землеробства до

"розумних" будівель, промислового Інтернету речей, міського моніторингу та охорони здоров'я – дослідження підтверджують переваги інтелектуальної агрегації даних як трансформаційної стратегії. Ці технології забезпечують баланс між енергоефективністю та швидкістю реагування для різних застосунків Інтернету речей.

УДК 004.932

Гончаров Д. С.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ЗАСТОСУВАННЯ КАМЕР В МЕДИЧНИХ РОБОТАХ- МАНІПУЛЯТОРАХ

Камери є важливим компонентом медичних роботів-маніпуляторів, оскільки вони забезпечують хірургам візуалізацію операційного поля. Роботи-маніпулятори – це універсальні машини, які можуть використовуватися для виконання широкого спектру завдань.

Вони можуть бути запрограмовані на виконання повторюваних дій з високою точністю і швидкістю, що робить їх ідеальними, наприклад, під час хірургічних операцій, реабілітації, лабораторних досліджень та при інших медичних процедурах.

Під час вибору камери для медичного робота-маніпулятора в першу чергу звертають увагу на такі важливі характеристики їхніх камер:

1) роздільна здатність – що вища роздільна здатність, то детальнішим буде зображення. Особливо важливою ця характеристика є під час виконання завдань, які вимагають високої точності, наприклад, під час хірургічного втручання;

2) частота кадрів – це кількість кадрів, які камера може захопити за секунду. Що вища частота кадрів, то плавніше буде відео. Ця характеристика стає у нагоді під час завдань, які передбачають відстеження рухомих об'єктів, наприклад, під час ендоскопії;

3) чутливість камери визначає її здатність захоплювати зображення в умовах слабкого освітлення. Достатньо висока чутливість камери важлива для завдань, які виконуються в темних середовищах, наприклад, під час лапароскопічної хірургії;

4) поле зору камери визначає кут зору камери. На цю характеристику звертають особливу увагу під час виконання завдань, які вимагають широкого огляду в обмеженому середовищі, наприклад,

під час хірургії на відкритому серці.

Окрім того, існує кілька різних типів камер, які використовуються у медичних роботах-маніпуляторах, кожен з яких має свої переваги та недоліки:

а) CCD-камери забезпечують високу якість зображення, але вони можуть бути дорогими та споживати багато енергії;

б) CMOS-камери, як правило, дешевші та енергоефективніші ніж CCD-камери, але вони можуть не забезпечувати такої ж якості зображення;

в) інфрачервоні камери дають можливість бачити в умовах слабкого освітлення або через непрозорі об'єкти. Вони можуть бути корисними під час виконання таких завдань, як візуалізація вен або виявлення ракових пухлин;

г) 3D-камери можуть створювати 3D-зображення сцени. Використання таких камер може бути корисно під час хірургічного планування та навігації.

Таблиця 1 – Характеристики камер, які застосовуються у роботах-маніпуляторах

Камера	Тип	Роздільна здатність	Швидкість, кадрів/с	Поле зору	Чутливість до світла, люкс	Інтерфейс
Basler acA2040-90um	2D	2048 × 1536	90	48° × 36°	0.02	USB 3.0
Point Grey Grasshopper3 GS3-U3-23S6M-C	2D	2336 × 1728	60	74° × 55°	0,01	USB 3.0
Intel RealSense D435	3D	1280 × 720	30	90° × 65°	0,02	USB 3.0
Orbbec Astra Pro	3D	1920 × 1080	60	70° × 56°	0,01	USB 3.0

Отже, роботи-маніпулятори – це потужні інструменти, які можуть значно підвищити продуктивність, якість та безпеку на робочому місці у різних сферах, в тому числі у медицині. В них застосовуються різні типи камер в залежності від поставлених завдань. Наприклад, для отримання зображення в умовах поганої видимості

зазвичай застосовуються інфрачервоні камери, а от якщо треба отримати зображення дуже високої якості, то ССD-камери. Окрім того, звертаються увага на велику кількість характеристик: чутливість, роздільну здатність, поле зору та ін. Таким чином, роботизовані маніпулятори з камерами відіграють велику роль у лапароскопічній хірургії, ендоскопії тощо.

УДК 629.1.07

Ієвлєв Д. В., Крайник Я. М.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна,*

СИСТЕМА ТА ПРОТОКОЛИ КЕРУВАННЯ ВІДДАЛЕНИМИ ІОТ-ПРИСТРОЯМИ

Система керування ІoT включає в себе комплекс програмних та апаратних засобів для ефективного управління та моніторингу великої кількості віддалених пристроїв. Основні компоненти системи включають центральний сервер, базу даних, а також інтерфейси для забезпечення взаємодії з операторами та іншими системами.

Протоколи керування:

- 1) MQTT (Message Queuing Telemetry Transport):
 - переваги: легкий, ефективний для ІoT, забезпечує низький рівень споживання енергії;
 - недоліки: вимагає надійного мережевого з'єднання;
- 2) CoAP (Constrained Application Protocol):
 - переваги: оптимізований для обмежених ресурсів, підтримує взаємодію за принципом REST;
 - недоліки: може викликати додатковий наклад через велику кількість повідомлень;
- 3) HTTP/HTTPS:
 - переваги: універсальний, широко використовується, підтримує безпеку через HTTPS;
 - недоліки: великий обсяг даних, що передається, не завжди оптимальний для обмежених мережевих умов;
- 4) DDS (Data Distribution Service):
 - переваги: розроблений для високопродуктивних та надійних систем, підтримує реальний час;
 - недоліки: складність реалізації, може бути перебільшено потужним для деяких застосувань;
- 5) AMQP (Advanced Message Queuing Protocol):

- переваги: забезпечує асинхронну передачу повідомлень, висока надійність;
- недоліки: може бути важким для малих та обмежених пристроїв.

Обираючи систему та протоколи керування для віддалених IoT-пристроїв, важливо враховувати особливості конкретного застосування, ресурсні обмеження пристроїв, а також вимоги до безпеки та продуктивності:

1) переваги:

- збільшена зручність. Застосування систем керування дозволяє здійснювати віддалене керування IoT пристроями, що забезпечує зручність управління та моніторингу, навіть на великій відстані;

- оптимізація ресурсів. Деякі протоколи дозволяють ефективно використовувати ресурси, що особливо важливо в умовах обмежених можливостей IoT-пристроїв;

- безпека та захист. Сучасні системи та протоколи враховують аспекти безпеки, забезпечуючи захист від несанкціонованого доступу та атак;

- широка сумісність. Деякі протоколи стандартизовані, що сприяє широкій сумісності між різними типами IoT-пристроїв та системами;

2) недоліки:

- проблеми забезпечення безпеки. Захист від кіберзагроз та зловживань залишається актуальною проблемою, і нещасливий вибір протоколів може створити вразливості;

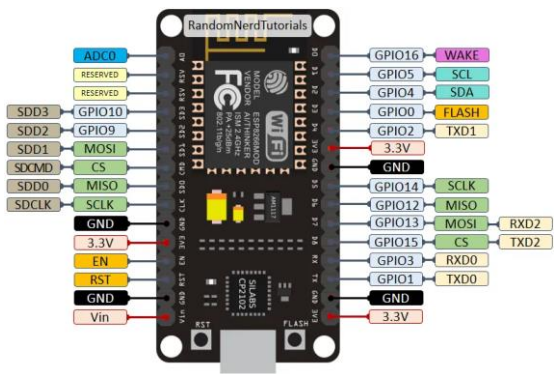
- масштабування та завантаження. Підвищення обсягу IoT-пристроїв може створити виклики у масштабуванні систем та протоколів, що призводить до проблем з продуктивністю;

- стандартизація та сумісність. Нестандартизовані рішення можуть створювати проблеми в сумісності між різними пристроями та системами;

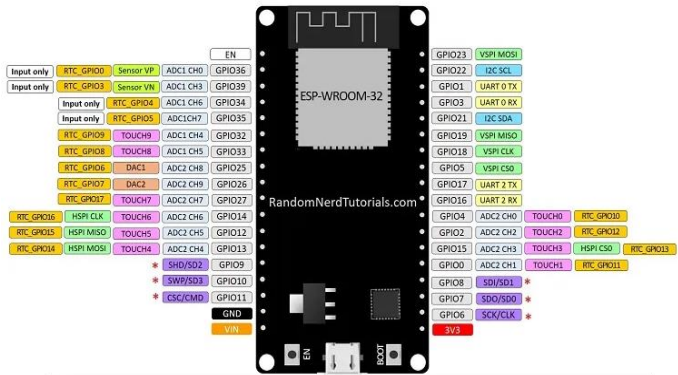
- енергоефективність. Деякі протоколи можуть бути менш енергоефективними, що може бути критичним для пристроїв з обмеженим джерелом енергії.

Збалансоване врахування цих переваг і недоліків дозволяє створити оптимальні рішення для керування віддаленими IoT-пристроями.

ESP (Espressif Systems) пропонує різноманітні мікроконтролери та модулі, серед яких найбільш відомі ESP8266 (рис. 1, а) та ESP32 (рис. 1, б).



a)



* Pins SCK/CLK, SDO/S00, SDI/SD1, SHD/SD2, SWP/S03 and SCS/CMD, namely, GPIO6 to GPIO11 are connected to the integrated SPI flash integrated on ESP-WROOM-32 and are not recommended for other uses.

б)

Рисунок 1 – Розпіновка модулів ESP8266 (а) [1] та ESP32 (б) [2]

В зазначених комплектуючих висока популярність у розробників IoT завдяки своїй продуктивності та низькому споживанню енергії. Для систем та протоколів керування віддаленими IoT-пристроями рекомендовано обирати ESP32 за наступних причин:

- 1) Wi-Fi та Bluetooth. ESP32 підтримує як Wi-Fi, так і Bluetooth, що робить його ідеальним для використання в системах IoT, які вимагають з'єднання через мережі Wi-Fi та короткі дистанційні з'єднання через Bluetooth;
- 2) великий обсяг ресурсів. ESP32 має більше обчислювальних ресурсів та оперативної пам'яті порівняно з ESP8266, що дозволяє ефективно впоратися з різними завданнями керування та обробки

даних;

3) наявність інтерфейсів та периферії. Мікроконтролер ESP32 має ряд інтерфейсів та периферійних пристроїв, які сприяють легкій інтеграції з різними сенсорами та пристроями;

4) ефективність та низьке енергоспоживання. ESP32 дозволяє ефективно використовувати енергію, що важливо для багатьох застосувань IoT, де пристрої можуть працювати на батарейках;

5) спільнота та підтримка. Існує велика активна спільнота розробників, що робить ESP32 привабливим вибором, адже можна знайти багато ресурсів та допомоги в Інтернеті.

ESP32 є потужним та гнучким рішенням для розробки систем керування віддаленими IoT-пристроями.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Getting Started with ESP8266 NodeMCU Development Board.
URL: <https://randomnerdtutorials.com/getting-started-with-esp8266-wifi-transceiver-review/> (Last accessed: 30.12.2023).

2. ESP32 Pinout Reference: Which GPIO pins should you use?
URL: <https://randomnerdtutorials.com/esp32-pinout-reference-gpios/> (Last accessed: 30.12.2023).

УДК 629.1.07

Керекеслер М. О., Крайник Я. М.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ІНТЕГРОВАНА СИСТЕМА ДЛЯ АВТОНОМНОГО МАРШРУТНОГО ПЛАНУВАННЯ І НАВІГАЦІЇ У ТРАНСПОРТНИХ СИСТЕМАХ

Автономні роботи досліджувалися протягом тривалого періоду, і зростання попиту на автоматизовані рішення для різних життєвих сфер прискорило вивчення цієї області. Такі проблеми пов'язані з домашніми завданнями (роботи-пилососи та газонокосарки), застосунками безпеки (спостереження, розвідка) та промисловими операціями (виробництво та логістика) тощо. За останні кілька років ринок онлайн-покупок значно зріс, і тепер роздрібні та поштові компанії активно працюють над тим, щоб зробити автономну доставку роботами реальністю.

Безпілотні мобільні роботи найчастіше можуть використовуватися в сегменті логістичних транспортних перевезень.

Використання безпілотних транспортних засобів є ефективним, оскільки ці пристрої можуть значно знизити вартість доставки у порівнянні з участю людей, що призводить до загального зниження собівартості надання послуг та сприяє поширенню таких технологій.

Автономні транспортні системи, такі як роботи-кур'єри, можуть пересуватись як наземним шляхом, так і в повітрі. Автономні наземні роботи та дрони мають ряд своїх переваг та недоліків.

Переваги наземних автономних транспортних систем:

- стабільність. Наземні транспортні системи мають стійку базу на поверхні, що сприяє їхній стабільності в різних погодних умовах та на різних типах доріг;

- ефективність в міському середовищі. Для міських територій наземні транспортні системи можуть бути більш практичним та ефективним в порівнянні з повітряними, оскільки вони можуть легко взаємодіяти з існуючою дорожньою інфраструктурою;

- більша вантажопідйомність. Наземні транспортні засоби, можуть мати велику вантажопідйомність, що робить їх ефективними для перевезення великих обсягів товарів;

- безпека. Ані вантаж, ані транспортний засіб не призведуть до травматичних наслідків для оточуючих, якщо виникне аварійна ситуація.

Недоліки наземних автономних транспортних систем:

- трафік та затори. Наземні транспортні системи часто стикаються з проблемами трафіку та заторами, особливо у великих містах, що може призводити до затримок у доставці;

- залежність від інфраструктури. Наземні транспортні системи вимагають розвиненої дорожньої інфраструктури, також їхні можливості обмежені якістю та доступністю доріг.

Переваги повітряних автономних транспортних систем:

- прямий шлях. Повітряні транспортні системи можуть прокладати прямий шлях від точки А до точки Б, уникаючи дорожніх завад та заторів;

- швидкість. Повітряні транспортні засоби можуть працювати на великих швидкостях, забезпечуючи швидку та ефективну доставку;

- можливість функціонування поза інфраструктурою. Вони не обмежені традиційною дорожньою інфраструктурою, що дозволяє їм об'їжджати перешкоди і швидко пересуватися в разі надзвичайних ситуацій.

Недоліки повітряних автономних транспортних систем:

- безпека. Висока ймовірність конфліктів та безпекових питань, таких як зіткнення в повітрі, потенційна небезпека для пішоходів та інших учасників руху;

– енергоспоживання. Повітряні транспортні системи зазвичай витрачають більше енергії через необхідність підтримання повітряного підйому та інших аеродинамічних факторів.

Штучний інтелект (ШІ) грає ключову роль у вдосконаленні систем автономного маршрутного планування та навігації в транспортних системах, привносить інновації та покращення у ряд аспектів. Використання штучного інтелекту в системах для автономного маршрутного планування та навігації розширює можливості та покращує ефективність автономного транспорту, роблячи його більш адаптивним, безпечним та ефективним у великому спектрі умов. Штучний інтелект використовує алгоритми машинного навчання для аналізу величезних обсягів даних про трафік. На основі цього аналізу система може прогнозувати поточні та майбутні умови руху, допомагаючи у визначенні оптимальних маршрутів. Системи автономного маршрутного планування можуть використовувати машинне навчання для визначення контексту навколишнього середовища, враховуючи інші транспортні засоби, пішоходів, дорожні знаки та інші елементи. Алгоритми штучного інтелекту дозволяють системам для автономного маршрутного планування адаптуватися до змінних умов на дорозі, таких як ремонти, аварії або погодні умови. Це забезпечує більшу ефективність та безпеку руху.

Автономне маршрутне планування і навігація в транспортних системах в основному ґрунтуються на використанні різноманітних сенсорів, алгоритмів обробки даних та штучного інтелекту для створення безпечного та ефективного руху транспортних засобів. Науково-дослідні установи часто самостійно розробляють або замовляють спеціальні компоненти для створення автономних роботів-кур'єрів. Це включає власні материнські плати обчислювача, камери та сенсори, що призначені для оптимальної ефективності та енергоефективності. Перед початком процесу збирання робота необхідно визначити, яким характеристикам повинні відповідати комплектуючі, і в якому ціновому діапазоні вони мають знаходитися. Зазвичай високоякісні комплектуючі коштують дорого, тому часто проводиться аналіз доступних бюджетних аналогів. Порівнявши альтернативи, обирається оптимальний варіант, який відповідає всім необхідним критеріям.

Для створення системи автономного маршрутного планування та навігації було обрано платформу JetRacer від компанії Nvidia, яка містить модуль Jetson Nano та камеру (рис. 1). Ця платформа створена для розробки багатьох різних енергоефективних систем на базі ШІ, а також забезпечує багатьма різними можливостями.



Рисунок 1 – Платформа JetRacer

Jetson Nano представляє собою компактний і потужний комп'ютер, який здатний виконувати паралельний запуск кількох нейронних мереж в застосунках для класифікації зображень, розпізнавання об'єктів та сегментації. Це ідеальне рішення для швидкого прототипування нового продукту на основі штучного інтелекту та швидкого введення його на ринок. Розмір модуля Jetson Nano менший ніж у кредитної картки, та становить 70 мм x 45 мм. Система на модулі (англ. System-on-a-Module, SoM), яка готова до використання, забезпечує високу продуктивність при впровадженні штучного інтелекту на пристроях різних галузей, від "розумних міст" до робототехніки. Jetson Nano забезпечує обчислювальну потужність в 472 гігафлопси для швидкої обробки алгоритмів штучного інтелекту, дозволяючи паралельно запускати кілька нейронних мереж і обробляти інформацію від різних високоточних датчиків.

ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СТВОРЕННІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ЛОГІСТИЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ

Використання алгоритмів штучного інтелекту (ШІ) в логістиці відкриває широкі можливості для оптимізації та автоматизації логістичних процесів. Ці алгоритми вбудовані в інтелектуальні системи, що дозволяють компаніям ефективно управляти ланцюгом постачання, відправленнями та складськими операціями. Нижче представлені ключові аспекти використання алгоритмів ШІ в інтелектуальних системах управління логістичними процесами:

Алгоритми машинного навчання, такі як нейронні мережі та методи класифікації, дозволяють точно прогнозувати попит на товари та послуги. Аналізуючи історичні дані, ці алгоритми можуть враховувати різноманітні фактори, такі як сезонність, рекламні кампанії, та економічні тенденції, щоб надати точні прогнози споживчого попиту. Це дозволяє оптимізувати рівень запасів та уникнути зайвих витрат. Використання алгоритмів машинного навчання, таких як регресія, нейронні мережі, ансамблеві методи тощо, дозволяє створювати моделі, які самостійно вивчають та адаптуються до змін в споживчому попиті. Моделі можуть автоматично підлаштовуватися до нових тенденцій та швидко реагувати на зміни в середовищі.

Алгоритми ШІ використовуються для розробки оптимальних маршрутів доставки та управління транспортними потоками. Аналізуючи географічні дані, алгоритми враховують різні чинники, такі як трафік, погодні умови, і обсяги перевезень для забезпечення швидкої та ефективної доставки. Алгоритми ШІ можуть автоматично враховувати індивідуальні умови та обмеження, такі як графіки роботи водіїв, графіки завантаження, доступність ресурсів та інші фактори, що впливають на оптимальне управління транспортними потоками. Це призводить до зменшення витрат на транспорт та оптимізації часу доставки.

Штучний інтелект використовується для управління запасами, аналізуючи та оптимізуючи рівень товарів на складі. Системи можуть автоматично моніторити попит та пристосовувати запаси в реальному часі. Алгоритми ШІ можуть використовувати оптимізаційні моделі для

визначення оптимального рівня запасів. Це враховує різні величини, такі як час доставки, вартість утримання запасів та очікувану кількість попиту. Оптимізація допомагає знижувати витрати на утримання запасів, не втрачаючи при цьому можливості задовольнити попит. Це дозволяє уникнути перепродажів або недопродажів товарів, що є ключовим для ефективного управління запасами.

Інтелектуальні системи, побудовані на алгоритмах ШІ, володіють високою адаптивністю. Вони можуть швидко реагувати на зміни в ринкових умовах, нові технології чи непередбачені обставини. Використання гнучких та адаптивних моделей дозволяє ШІ пристосовувати стратегії і рішення до конкретних умов. Наприклад, управління запасами може використовувати моделі, які змінюються в залежності від різних факторів, таких як сезонність чи акції. Це дозволяє компаніям бути гнучкими та швидко адаптуватися до змін у логістичному середовищі.

Використання алгоритмів штучного інтелекту в логістиці сприяє створенню інтелектуальних систем, які можуть ефективно пристосовуватися до складних умов і покращувати усі аспекти логістичних процесів, роблячи їх більш точними, ефективними та відзначеними оптимальними рішеннями.

УДК 004.932:616-006

Кравченко П. К., Бурлаченко І. С.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ПРОЦЕСОРІ AMD RYZEN 7 4700U ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ГОСТРОГО ЛІМФОБЛАСТНОГО ЛЕЙКОЗУ

У зростаючих проблемах охорони здоров'я автоматизовані системи виявлення захворювання є дуже важливими на сьогодні. Автоматизовані системи здатні передбачати та класифікувати гострий лімфобластний лейкоз, а також необхідні для надання пацієнтам відповідного догляду та зниження ризиків. Від своєчасного і точного виявлення гострого лімфобластного лейкозу багато в чому залежить терапія і одужання пацієнта.

Алгоритми машинного навчання допомагають класифікувати та розпізнавати лейкомію за мікроскопічними зображеннями (рис. 1). Наприклад, при використанні машини опорних векторів і методу k -

найближчого сусіда для класифікації підтипу гострої лімфобластної лейкемії, можна отримати 83% точності. При застосуванні лише методу опорних векторів для класифікації усіх підтипів лейкемії досягається 93% точності. При використанні опорних векторів і методу кластеризації c-meap для відокремлення WBC від фону досягають точності у 90%. Хоча використання підходу глибокого навчання здається більш ефективним, його ефективність значною мірою залежить від кількості та якості використовуваного набору даних.

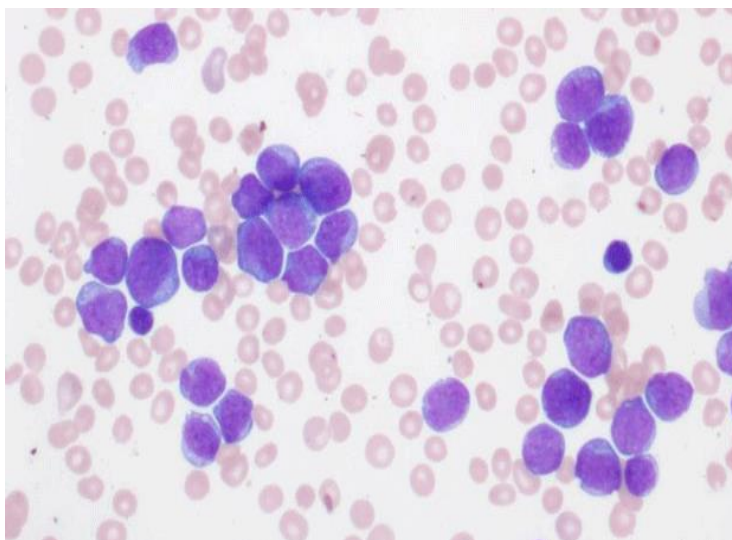


Рисунок 1 – Мікроскопічне зображення гострого лімфобластного лейкозу

Архітектура згорткової нейронної мережі, що може бути використана для обробки зображень, в основному складається з шарів згортки, шарів об'єднання, зведення та багатозарового персептрона (рис. 2). Згорткова нейронна мережа виконує автоматичне виокремлення ознак із вхідних зображень, а потім класифікує їх за допомогою повнозв'язаних нейронних мереж. Виділення ознак виконується за допомогою шарів згортки та об'єднання. Після застосування фільтрів до зображення в шарах можна отримати характеристики та розпочати етап класифікації мікроскопічних зображень крові людини.

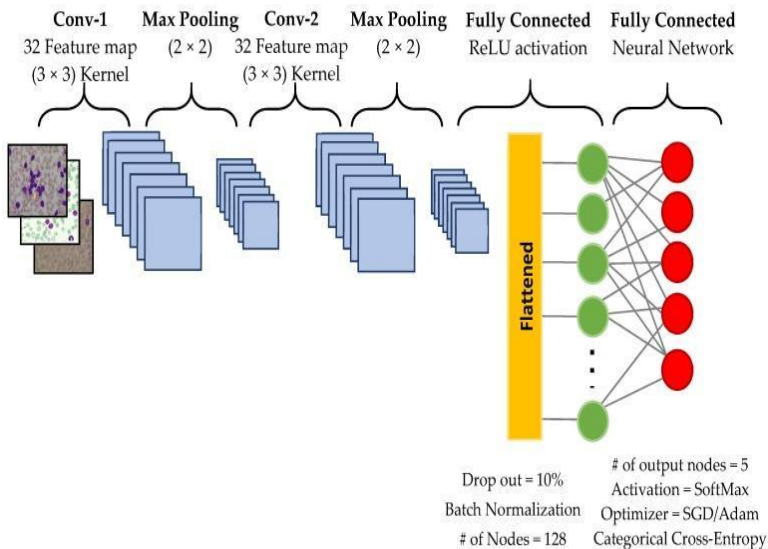


Рисунок 2 – Архітектура згорткової нейронної мережі для класифікації зображень

Тестування чотирьох варіантів згорткових нейронних мереж для класифікації оброблених мікроскопічних зображень крові здійснювалось на базі процесору AMD Ryzen 7 4700U. Даний процесор заснований на архітектурі Renoir. 4700U містить 8 ядер з архітектурою Zen 2. Базова частота становить 2 ГГц, а максимальна – 4 ГГц, підтримка SMT відсутня, тому обробляти процесор може до 8 потоків.

Протягом багатьох років було використано декілька підходів для автоматизації процесу виявлення гострого лімфобластного лейкозу. Багато методологічних процедур вирішують використання різних машинних алгоритмів і алгоритмів глибокого навчання. До прикладу, архітектуру згорткових нейронних мереж використовували для діагностики В-гострого лімфобластного лейкозу за зображеннями периферичних мазків. Моделі на таких архітектурах дають результати з точністю, специфічністю та чутливістю більше ніж 99,82%.

Набір даних для навчання архітектури нейронних мереж має містити зображення клітин як здорових людей, так і пацієнтів з діагнозом лімфобластного лейкозу. Класифікація зображень виконується з використанням сегментованих ділянок лейкоцитів. Процес попередньої обробки та сегментації кольорів передбачає пошук кращої сегментації регіону інтересу. На кольорових

зображеннях HSI мазків крові лейкоцити мають кращий контраст, ніж інші компоненти зображення. Саме тому, для подальшої локалізації лейкоцитів обирається насичений компонент. Потім зображення перетворюється на бінарне зображення шляхом виконання порогових значень. Порогове значення виконується на зображенні в градаціях сірого таким чином, що всі пікселі в діапазоні від 180 до 255 були перетворені на білі, тоді як пікселі, що належать значенням нижче цього порогу, були перетворені на чорні. Сегментоване зображення отримується шляхом знаходження добутку вихідного зображення та сегментованого зображення, яке використовується для подальшої обробки в рамках навчання згорткової нейронної мережі.

Таблиця 1 – Результати досліджень гострого лімфобластного лейкозу на базі AMD Ryzen 7 4700U

Dataset	Algorithm Used	Accuracy	Precision	Recall	Processing time (minutes)
Three hybrid image databases	CNN and SVM	99%	99%	99%	32,17
IDB dataset	AlexNet	96%	-	96.74%	31,18
GRTD dataset	VCGNet	96%	93%	93%	30,22
LISC and Dhruv dataset	CNN	97%	80%	94%	31,51

Важливим питанням у галузі медичної діагностики захворювань є можливість раннього виявлення та діагностування лейкомії, тобто розрізнення злякисних лейкоцитів з мінімальними втрагатами часу на ранніх стадіях захворювання. Продовжуючи роботу, необхідно розробити архітектуру нейронної мережі, що здатна швидко аналізувати зображення з набору даних та мати високу точність результатів.

РОЗПОДІЛЕНА СИСТЕМА ВІДЕОМОНІТОРИНГУ НА БАЗІ RASPERRY PI ТА OPENCV

Відеомоніторинг є одним з найважливіших засобів забезпечення безпеки та контролю на об'єктах різного призначення. Сучасні системи відеомоніторингу дозволяють отримувати високоякісну відеоінформацію з великої кількості камер, а також здійснювати її обробку та аналіз.

Однак, традиційні централізовані системи відеомоніторингу мають ряд недоліків, таких як:

- висока вартість обладнання та обслуговування;
- велика кількість кабелів та комунікаційних каналів;
- уразливість до атак на центральний сервер.

Розподілені системи відеомоніторингу дозволяють вирішити ці проблеми. У таких системах відеодані обробляються безпосередньо на камері, а потім на центральний сервер передаються лише результати обробки. Це дозволяє значно знизити вартість обладнання та обслуговування, а також підвищити надійність системи.

Метою дослідження є розробка розподіленої системи відеомоніторингу на базі Raspberry Pi та OpenCV. Задля економії спожитої електроенергії та обсягу мережевого сховища для зберігання відеоматеріалу пропонується система працює таким чином, що пристрій спостереження (камера) може бути активовано, якщо виявлено будь-який рух. Потім знімається відео, обробляється кадр за кадром, і запис починається тільки після виявлення присутності людини. Визначення об'єктів на зображенні здійснюється за допомогою бібліотеки OpenCV [1]. До того ж, розроблена система зберігає зібрану інформацію в розподіленій базі даних. При достатній роздільній здатності використаних камер відео, яке буде знято та збережено, можна використати для ідентифікації зловмисника.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати існуючі підходи до розробки розподілених систем відеомоніторингу;
- розробити архітектуру розподіленої системи відеомоніторингу на базі Raspberry Pi та OpenCV;
- розробити алгоритми обробки відеоданих на Raspberry Pi;

- провести експериментальне дослідження ефективності розробленої системи.

Наукова новизна роботи полягає в наступному:

- розроблено нову архітектуру розподіленої системи відеомоніторингу, яка дозволяє значно знизити вартість обладнання та обслуговування;

- вдосконалено алгоритми обробки відеоданих на Raspberry Pi, які дозволяють отримати високу якість оброблених відеоданих [2].

У дослідженні використані такі методи дослідження:

- методи системного аналізу;

- методи штучного інтелекту;

- методи експериментального дослідження.

У результаті дослідження розроблена розподілена система відеомоніторингу на базі Raspberry Pi та OpenCV. Система має наступні переваги:

- низька вартість обладнання та обслуговування;

- простота впровадження та експлуатації;

- висока надійність.

Розроблена система може бути використана для забезпечення безпеки та контролю на об'єктах різного призначення, таких як промислові підприємства, торговельні центри, банківські сховища, складські приміщення та інші, де присутність людей є нерегулярною.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Dogan I. Camera Projects Book: 39 Experiments with Raspberry Pi and Arduino. Elektor International Media, 2019. 254 p.

2. Тимошин Ю., Южда Ю. Аналіз особливостей застосування нейронних мереж для інтелектуальної обробки відеопотоків систем технічного зору. *Адаптивні системи автоматичного управління*. 2021. Т. 2, № 39. С. 12-19. DOI: 10.20535/1560-8956.39.2021.247372.

МЕТОД ОБРОБКИ ПОХИБОК РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ З КАМЕР ЗОВНІШНЬОГО СПОСТЕРЕЖЕННЯ МЕРЕЖЕЮ YOLOV8

В [1] було розглянуто проблему виникнення похибок розпізнавання об'єктів на зображеннях з камер зовнішнього спостереження.

У даному дослідженні наводяться результати експериментів щодо розпізнавання об'єктів у відеофрагментах, що надсилалися камерами спостереження після спрацювання. Було використано нейронну мережу YOLO-8 і модель YOLOV8X.pt (модель була попередньо тренувана на наборі COCO виробником мережі).

Класи об'єктів та їх відповідність класам моделі COCO, і пріоритетність їх виявлення наведені в табл. 1.

Таблиця 1 – Класи об'єктів, які потрібно розпізнати на зображеннях з камер зовнішнього спостереження

Пріоритет	Клас об'єктів	Класи моделі
1	Person	'person'
2	Vehicle	'bicycle', 'car', 'motorcycle', 'airplane', 'bus', 'train', 'truck', 'boat'
3	Animal	'bird', 'cat', 'dog', 'horse', 'sheep', 'cow', 'elephant', 'bear', 'zebra', 'giraffe'
4	Light	'traffic light'
5	NIL	жоден з класів, наведених вище, не був виявлений

Роботу алгоритму в частині виявлення в кліпі об'єктів класів можна звести до кількох пунктів:

- 1) здійснювався пошук об'єктів у кожному фреймі відеокліпа;
- 2) віднесення кліпу до певного класу здійснювалося від

найвищого (1) до найнижчого (5) пріоритету. Тобто, наприклад, якщо в кліпі було виявлено принаймні один об'єкт пріоритету 1 (Person) – кліп відносився до цього класу незалежно від кількості об'єктів нижчих класів. Аналогічно, якщо не було виявлено об'єктів пріоритету 1, тоді розглядалася наявність об'єктів пріоритету 2 тощо.

Фактичний розподіл кліпів по класах не відповідає встановленій пріоритетності. Розподіл по класах на прикладі денної та тижневої вибірки наведено на рис. 1, а, б.

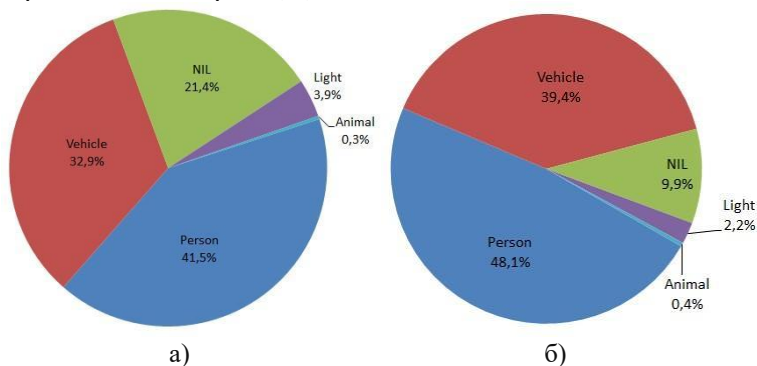


Рисунок 1 – Розподіл по класах: а – денна вибірка (1440 кліпів); б – тижнева вибірка (11247 кліпів)

Оскільки основною метою відеоспостереження, що проводить фірма замовник, є охорона об'єктів, то на даному етапі було прийняте рішення додатково верифікувати результати, де були виявлені люди (клас Person). Верифікація здійснюватиметься операторами-людьми. На це будуть спрямовані подальші дослідження.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Павлова О. О., Рудик І. В. Пост-обробка сигналів тривоги систем відеоспостереження за допомогою нейромережі YOLOv8. *XV-та Всеукраїнська наук.-практ. конф. «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023»* : зб. наук. праць, Хмельницький, 2023. С. 242–245.

АВТОМАТИЗАЦІЯ ПЛАНУВАННЯ ПОДАЧІ МІСЬКОГО ТРАНСПОРТУ ЗА ДАНИМИ ІР ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ СИСТЕМИ «РОЗУМНЕ МІСТО»

Однією з ключових проблем, що виникають у контексті розвитку сучасних міст і підвищення якості життя громадян, є забезпечення оптимального та ефективного планування подачі міського транспорту.

Поєднання високих технологій та інфраструктури «Розумного міста» відкриває нові можливості для автоматизації цього процесу та покращення якості транспортного обслуговування громадян.

Система для розпізнання та підрахунку кількості людей на зображення може бути розроблена за допомогою Python та бібліотеки OpenCV. Після цього дані використовуються для аналізу та розроблення плану автоматизації подачі міського транспорту.

Підрахунок людей на зображеннях є корисним завданням, оскільки він широко використовується для громадської безпеки, планування людей у надзвичайних ситуаціях, інтелектуального потоку натовпу та з багатьох інших причин. Згідно з сучасними методами аналізу зображень із зазначеною метою є побудування гістограми зображення з наступним використанням алгоритму Кітлера для визначення оптимального порогу бінаризації зображення [1]. Однак, на переповнених зображеннях зі збільшенням щільності людей об'єкти частково оточують та перекривають один одного (рис. 1).



Рисунок 1 – Фото людей на зупинці транспорту з частковим перекриттям об'єктів одним іншим

В такому разі підрахунок об'єктів у зображеннях не має практичного сенсу, оскільки це займає багато часу та ніколи не дає точних результатів для щільних зображень. Ця проблема оклюзії об'єктів обмежує можливість підрахунку натовпу будь-якої традиційної моделі комп'ютерного зору.

Щоб подолати цю проблему, доцільно побудувати модель лінійної регресії згорткової нейронної мережі з динамічними ядрами (англ. Dynamic Kernel Convolution Neural Network-Linear Regression, DKCNN-LR) для підрахунку точної кількості людей у кадрах зображення, навіть якщо натовп дуже щільний і виникає проблема оклюзії [2]. Запропонована модель працює у два етапи: спочатку модель DKCNN-LR використовує шари згортки таким чином, що вага ядра кожного наступного шару становить половину ваги попереднього шару згортки. Перші три шари з важкими ядрами ідентифікують об'єкти далеких областей камери (низького рівня), а наступні шари з ядрами меншої ваги («легкими ядрами») допомагають ідентифікувати об'єкти поблизу камери (високого рівня). По-друге, модель лінійної регресії використовується для виконання параметричної регресії між фактичною кількістю людей (точні значення) та оціненою кількістю (прогнозовані значення).

Ефективність побудованої моделі перевірена на трьох наборах даних різної якості. Оцінка точності проводилась за показниками середня квадратична помилка (англ. Mean Squared Error, MSE), середня абсолютна помилка (англ. Mean Absolute Error, MAE), коефіцієнт детермінації R^2 [3].

Запропонований підхід дозволяє на підставі зображень, отриманих з комп'ютерної мережі IP-камер системи «Розумне місто», подавати міський транспорт відповідної місткості для своєчасного розвантаження зупинок та попередження скупченості людей у часи пік.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Буренко В. О. Аналіз наповненості зупинок пасажирського транспорту за допомогою алгоритмів обробки зображень з IP-камер «Розумного міста». *Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки*. 2023. Т.1, № 5 (325). С. 49-52. DOI: 10.31891/2307-5732-2023-325-5-49-52.
2. Tomar A., Kumar S., Pant B., Tiwari U. Dynamic Kernel CNN-LR model for people counting. *Applied Intelligence*. 2022. Vol. 52(3). P. 1-16. DOI: 10.1007/s10489-021-02375-6.
3. Pardoe I. *Applied regression modeling*. Wiley, 2020. 336 p.

СИСТЕМА ЗБОРУ ІНФОРМАЦІЇ ДЛЯ ВОДІЯ З ВИВЕДЕННЯМ КРИТИЧНИХ ПАРАМЕТРІВ НА СМАРТФОН

В сучасному світі кількість автомобілів постійно зростає, що призводить до ускладнення руху великих міст. Автомобілі ХХІ-го століття оснащені розумними системами, які контролюють практично всі їхні параметри, включаючи процес паркування в обмеженому просторі.

Зрозуміло, що така увага до якості та безпеки руху, а також інтерес до можливостей інтелектуальних технологій, призводить до подальшого розвитку інформаційних технологій в автомобільній промисловості. Далека перспектива автомобільної індустрії полягає в повному позбавленні автомобілів від водійського управління, тобто в досягненні автономного керування на фантастичному 5-му рівні. У такому майбутньому транспортні засоби зможуть рухатися без участі людей, завдяки вдосконаленим технологіям автопілоту та штучного інтелекту.

Підвищення безпеки, що забезпечується системами допомоги водієві, є однією з причин їхньої популярності. Системи збору інформації для водіїв – це обов'язковий крок на шляху до глобальної мети знизити рівень смертності на дорогах до нуля. Ця ж мета знаходить своє відображення і в рейтингу безпеки нових авто Euro NCAP, що сприяє розвитку систем попередження аварійного гальмування та систем контролю руху. Усе це впливає на обсяги виробництва датчиків, що необхідні для роботи таких систем як адаптивний круїз контроль з системою екстреного гальмування та паркувальні асистенти. Впровадження таких систем гальмується через наступні фактори:

- висока вартість більшості систем (причому, чим якісніша система, тим вона дорожча), тому комерційні перевізники економлять гроші, а муніципальні часто не мають достатніх бюджетних коштів;

- невідповідність дорожньої інфраструктури. Як і у випадку з безпілотними технологіями великою перешкодою для використання в Україні подібних систем є систематична відсутність дорожньої розмітки (або те, що її не видно під снігом/брудом), що відразу унеможливує реалізацію контролю руху в смузі;

– слабка адаптація рішень під замовників в Україні. Для перевізників було б важливо, щоб системи не лише попереджала їх водіїв, а й мала певний інтерфейс диспетчера/керівника, де відображаються тривожні події та формуються звіти з безпечного водіння;

– відсутність нормативної бази, яка б забезпечила впровадження систем як мінімум у критично важливих транспортних областях: перевезення шкільними автобусами, «далекобійні» вантажоперевезення, перевезення небезпечних вантажів тощо.

Системи збору інформації для водія мають ряд своїх переваг та недоліків.

Переваги системи збору інформації для водія з виведенням критичних параметрів на смартфон:

– безпека на дорозі. Система сприяє підвищенню рівня безпеки на дорозі, надаючи водієві підтримку та інформацію щодо навколишнього середовища;

– автопілотування. Функції автопілотування можуть зменшити навантаження на водія та допомагати в управлінні автомобілем, зокрема на довгих відстанях або в пробках;

– моніторинг водіїв. Система може слідкувати за поведінкою водія та вчасно надавати попередження про втомленість чи неправильні маневри;

– паркування та маневри. Системи можуть автоматизувати процес паркування та допомагати водієві виконувати складні маневри;

– економія пального. Оптимальне управління автомобілем та використання режимів економії може зменшити споживання пального та знизити витрати на пальне;

– виведення інформації. Може виводити водієві корисну інформацію на екран автомобіля, забезпечуючи зручний доступ до даних;

Недоліки системи збору інформації для водія з виведенням критичних параметрів на смартфон:

– вартість. Впровадження системи призводить до збільшення вартості автомобіля, що може бути важливим фактором для покупців;

– технічні збої. Наявність технічних проблем чи програмних збоїв може призвести до непередбачених ситуацій та викликати неполадки у роботі системи;

– необхідність постійного оновлення. Системи вимагають постійного оновлення програмного забезпечення для забезпечення оптимальної ефективності та безпеки;

– залежність від сенсорів. Робота системи значною мірою залежить від сенсорів; їхнє неправильне функціонування може вплинути на роботу системи;

– потреба в електроенергії. Деякі функції можуть використовувати значну кількість електроенергії, що може впливати на витрати пального;

– приватність даних. Збір та обробка великої кількості даних може порушити приватність водія, що може викликати обурення користувачів та питання щодо безпеки особистої інформації.

Виходячи з наступних тез, для створення оптимальної системи було обрано функції, які будуть вирішувати основні проблеми системи (рис. 1).

Удосконалена система допомоги водію (англ. Advanced driver-assistance systems, ADAS) – електронна система, що допомагає водію керувати автомобілем і паркувкою. Завдяки безпечному людино-машинному інтерфейсу ADAS сприяє безпеці автомобілей і дорожнього руху.

Навігаційна система (навігаційний комплекс) – це сукупність приладів, алгоритмів і програмного забезпечення, що забезпечують орієнтування об'єкта в просторі (навігацію). До навігаційного комплексу можуть входити як складні навігаційні системи (наприклад, супутникова навігаційна система), так і окремі прилади, що дозволяють визначити географічні координати об'єкта або його розташування відносно інших об'єктів.

Монітор сліпих зон – сенсорний пристрій, який виявляє інші транспортні засоби, розташовані збоку від водія та позаду. Попередження можуть бути візуальними, звуковими, вібраційними або тактильними.

Виявлення сонливості водія – технологія безпеки автомобіля, яка допомагає запобігти аваріям з причин сонливості водія. Різні дослідження показали, що близько 20 % усіх дорожньо-транспортних пригод пов'язані зі втомою, а на деяких дорогах – до 50 %.

Система попередження про виїзд із смуги – система, яка призначена для попередження водія у випадках, коли автомобіль починає рухатися зі своєї смуги руху (за винятком ситуації, коли поворотник ввімкнений у цьому напрямку) на автострадах і магістралях.



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Рисунок 1 – Функції системи збору інформації

Адаптивний круїз-контроль (англ. Adaptive Cruise Control, ACC; Intelligent Cruise Control) – підсистема системи ADAS, яка окрім можливостей стандартного круїз-контролю, також стежить за відстанню до автомобіля, що їде попереду. За необхідності ACC вмикає гальмівну підсистему, тому залежить від систем безпеки автомобіля ABS та ESP (якщо будь-яка з них несправна, ACC вимикається).

ЗАСТОСУВАННЯ ОДНОТИПНИХ ФІЛЬТРІВ ПРИ ОБМЕЖЕНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ РЕСУРСАХ

Для побудови автономних мобільних платформ одноразового використання немає сенсу застосовувати потужні обчислювальні ресурси для вирішення задач навігації, контролю, управління ресурсами платформ та інші.

Слід відмітити, що одноразові автономні мобільні платформи (ОАМП) будують на дешевих пристроях. Наприклад, одні відповідають за стан агрегатів платформ, другі – за навігацію, треті – за виконання поставленої задачі, четверті – за обробку сигналів датчиків.

Але дешеві пристрої не дозволяють проводити обробку сигналів у реальному часі з достатньою точністю. Тому перед розробником виникає задача забезпечити достатню дешевизну при наявності необхідної точності за рахунок використання обмежених програмно-апаратних можливостей.

Найбільш складною частиною такої системи є обробка сигналів датчиків, тому найбільша увага приділялась дослідженню властивостей цифрових фільтрів при зміні коефіцієнтів передавальної функції та його порядку [1]. Для підвищення порядку фільтру при наявності великих перешкод виконується їх послідовне з'єднання.

Тоді при послідовному з'єднанні передавальних функцій однотипних компонент низького порядку їх передавальні функції перемножуються. Оскільки передавальні функції складаються з амплітудно-частотної (АЧХ) та фазо-частотної (ФЧХ) характеристик, а компоненти однотипні, то при каскадному з'єднанні однотипних компонент їх перемноження перетворюється у возведення у ступень. В цьому випадку їх характеристики АЧХ и ФЧХ відповідно трансформуються наступним чином: АЧХ возводиться у ступень, а ФЧХ помножується на показник ступеня. Тоді, при такому з'єднанні основні зміни відбуваються у АЧХ.

Метою дослідження є дослідження нових підходів до обчислення ширини смуги пропускання при послідовному з'єднанні однотипних фільтрів для підвищення добротності АЧХ при наявності обмежених обчислювальних можливостей.

При послідовному з'єднанні однотипних смугових передавальних функцій їх основна АЧХ возводиться у ступень, а це відображається на характеристиці як «стискання», при цьому частоти зрізу зсуваються до центральної частоти, яка не зрушується, і зростає крутизна АЧХ.

Передавальна функція основного смугового фільтру математичне описується п'ятьма коефіцієнтами: два у знаменнику – b_1 , b_2 та три у чисельнику – a_0 , a_1 , a_2 , однак, один з них дорівнює $a_1=2$, а два інших однакові $a_0=a_2$. Це дозволяє розраховувати тільки три коефіцієнта – a_0 , b_1 , b_2 .

Звісно, що рівень, на якому визначають частоту зрізу, дорівнює 0,707. При возведення у ступень однотипних АЧХ цей рівень залишається незмінним, але тоді для визначення частот зрізу нових АЧХ необхідно добувати корінь порядку, який дорівнює кількості з'єднаних однотипних компонент з цього рівня $\sqrt[n]{c}$. У такому випадку по АЧХ основного фільтру можна визначити частоти зрізу нової АЧХ на рівні добутого кореня з початкового рівня.

Таким чином, дослідження показало, що послідовне з'єднання однотипних частотно-залежних компонент дозволяє підвищити крутизну АЧХ дискретно. Підвищення крутизни приводить і до «стискання» АЧХ та звуження смуги пропускання. На підставі аналізу отримані нові формули для точного розрахунку нових частот зрізу. Це дозволяє оперативно обчислити необхідне дискретне «стискання» АЧХ, а при обмежених обчислювальних можливостях на борту скористатися попередніми розрахунками у вигляді таблиць значень. Такий підхід дає можливість у автоматичному режимі підвищити захищеність обробки сигналів при наявності перешкод.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Afanasyev I., Sytnikov V., Strelsov O., StupenP. The applying of low order frequency-dependent components in signal processing of autonomous mobile robotic platforms. *Lecture Notes in Networks and Systems. LNNS*. 2022. Vol. 507. P. 882–891. DOI: 10.1007/978-3-031-10464-0_61.

ЗАСТОСУВАННЯ ЧАСТОТНО-ЗАЛЕЖНИХ КОМПОНЕНТ З ЕЛЕМЕНТАМИ НЕЙРОМЕРЕЖІ В ІНФОРМАЦІЙНО- КЕРУЮЧІЙ СИСТЕМІ

Сучасний розвиток інформаційно-керуючих систем на виробництві відбувається на базі концепції Індустрії 4.0 [1]. Абстрактний виробничий прилад в Індустрії 4.0 можна уявити як інформаційно-вимірвальний комплекс, який включає в себе технічні засоби, методичне та математичне забезпечення. В детальному уявленні інформаційно-керуючі системи оздоблюють багатфункціональними датчиками, контролерами та виконуючими механізмами. Зібрані дані оброблюються та надсилаються у відповідні сервіси, що дозволяє персоналу оперативно приймати обґрунтовані рішення. При переході до концепції Індустрії 5.0 необхідно зменшити кількість рішень, прийнятих людиною. При цьому збільшується кількість рішень, прийнятих апаратно-програмними засобами, базуючись на оброблених даних з датчиків, однак, слід залишити лише необхідність інформування оператора та прийняття рішень, від яких залежить безпека виробництва та безпека людей [2].

В якості прикладу запропоновано розглянути інформаційно-керуючу систему контролю просторової орієнтації (ІКС КПО), яка використовується для аналізу положення бурового інструменту при бурінні [3]. До компонент структурної схеми такої системи входять стаціонарна та динамічна частина. Передача інформації між стаціонарною та динамічною системою відбувається по каналу зв'язку. Проекції прискорення вільного падіння, магнітного поля Землі, тощо передаються каналом зв'язку до стаціонарної частини. У стаціонарній частині відбувається обчислення кутів просторової орієнтації об'єктів: зенітного кута θ , візирного кута ϕ та кута азимута α .

Для ІКС КПО характерна наявність великої кількості датчиків для різноманітних обставин роботи, таких як підвищена радіація, підвищений рівень магнітних перешкод, довжина каналу зв'язку, температура, глибина, вологість та інше. При розробленні такого приладу виникає потреба проектування універсального або спеціалізованого приладу із відповідними обмеженнями. Алгоритм обробки всіх даних із сигналів датчиків та прийняття рішень стає складним. Також слід відзначити, що динамічне оновлення даних у

ІКС із багатьма параметрами датчиків додає навантаження на оператора та потребує високої кваліфікації.

Для забезпечення надійності виміру і передачі непошкоджених даних по лінії зв'язку, необхідно мати пристрої, які можуть працювати у складних перешкодо-сигнальних умовах. У таких обставинах частотно-залежні компоненти (ЧЗК) тракту прийому сигналу на базі програмно-апаратних засобів, повинні забезпечити перебудову основних характеристик компонент, що забезпечить точність виділення інформаційного сигналу з датчика.

Базуючись на характеристиках ЧЗК та інших характеристиках програмно-апаратного комплексу ІКС КПО, пропонується виділити декілька режимів роботи, які довели працездатність у відповідних умовах перешкод та оточення. Пропонується додати до алгоритму одношарову нейронну мережу, навчити її на великому обсязі даних із датчиків та класифікувати виділені режими роботи.

Такий підхід дозволить зменшити навантаження на оператора та на першому етапі повідомляти у ІКС про найкращу відповідність обставин – режиму роботи. Надалі є можливість перевести ІКС КПО в автоматичний режим, перемикаючи виділені режими роботи без участі оператора і лише інформувати його про настання такого випадку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Santos B. P., Charrua-Santos F., Lima T. M. Industry 4.0: an overview. 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/326352993_Industry_40_an_overview (Last accessed: 30.12.2023).
2. Adel A. Future of industry 5.0 in society: human-centric solutions, challenges and prospective research areas. *Journal of Cloud Computing*. 2022. Vol. 11, No. 40. DOI: 10.1186/s13677-022-00314-5.
3. Sytnikov T., Bilenko A., Sytnikov V., Streltsov O., Stupen P. Increasing the efficiency of the information management system for controlling the spatial orientation of objects in geophysical research. *Engineering Proceedings MDPI*. 2023. Vol. 41, Is. 1, 5. DOI: 10.3390/engproc2023041005.

ВИКОРИСТАННЯ ПЕРЕСУВНИХ ДЖАММЕРІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ КОНТРОЛЬОВАНОЇ ЗОНИ

Бездротові мережі набувають все більшої популярності завдяки зниженням витрат на їх розгортання та постійного розвитку нових технологій. Триває активне дослідження у напрямку розробки екологічно ефективних протоколів для забезпечення енергоефективності бездротових мереж. Зараз бездротові мережі широко використовуються в різних областях – від систем домашньої автоматизації до промислових систем зв'язку. З підвищенням масштабів та обсягів цих мереж важливо мінімізувати залежність від ручного втручання людини. Усі бездротові мережі піддаються фізичним загрозам безпеки, основними видами яких є:

- зловживання ідентифікації;
- підробка мережевих пакетів;
- зловживання протоколів безпеки;
- атаки на аутентифікацію;
- атаки на шифрування;
- фізичні атаки;
- крадіжка пристроїв;
- фізичне руйнування;
- віруси та зловмисний код;
- спамери та фішинг.

Для боротьби з більшістю типів атак пропонується контролювати витік інформації разом із сигналом за межі контрольованої зони (КЗ), а також несанкціонований доступ (НСД). Для цього пропонується використовувати пересувні джаммери.

Пересувні джаммери – це портативні пристрої, які здатні блокувати сигнали різних типів комунікацій, таких як мобільні телефони, GPS-навігація, Wi-Fi та інші радіочастотні сигнали. Принцип роботи джаммеру полягає у виявленні частоти роботи пристрою, який передає сигнал та генерує перешкоджувальний сигнал, що призводить до блокування сигналу цільових пристроїв та до втрати зв'язку. Прототип найпростішого портативного джаммеру наведений на рис. 1.

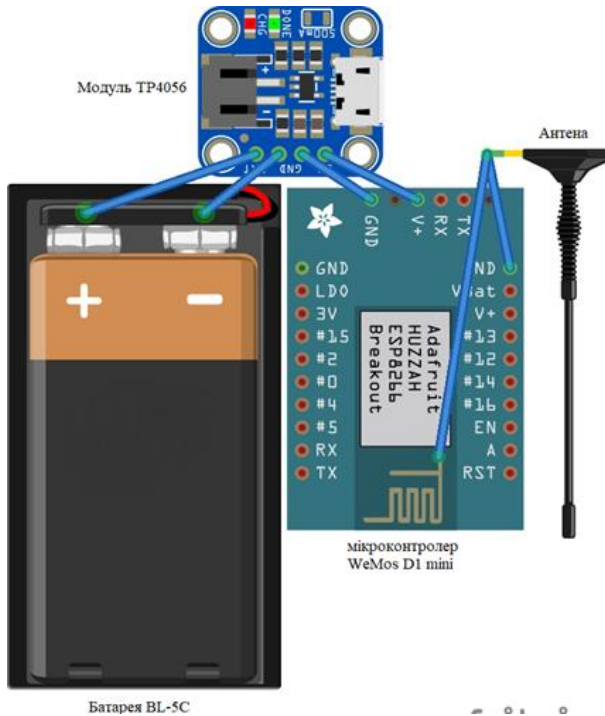


Рисунок 1 – Прототип найпростішого портативного джаммеру

Використання бездротових технологій відкриває нові можливості для створення та підвищення безпеки доступу клієнтів до комп'ютерних систем. Проте важливо враховувати, що радіочастотні (RF) технології можуть впливати на розміри приміщення, де обробляються особисті дані клієнтів чи конфіденційна інформація підприємства. З урахуванням обмежень у створенні ефективних бар'єрів для розповсюдження сигналів Wi-Fi, Bluetooth та інших, важливо розглядати інноваційні технології формування контрольних зон (КЗ) для запобігання несанкціонованому доступу.

Розробка та впровадження таких інноваційних технологій формування КЗ, що містять заходи проти несанкціонованого використання радіочастот, є важливим кроком. Ці заходи можуть включати в себе використання пригнічувачів сигналу (джаммерів) для ефективного обмеження зон розповсюдження RF-сигналів. Проведені дослідження свідчать про успішність створення таких контрольних зон за допомогою розроблених технологій.

НАЛАШТУВАННЯ CI/CD-ПРОЦЕСУ РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

У галузі розробки програмного забезпечення чи не найважливішими процесами життєвого циклу розробки продукту є процеси розгортання та доставки. З метою їх систематизації та інтеграції з іншими етапами розробки виникла методологія DevOps. Ключовими практиками створеної методології, що відповідають за розгортання та доставку, є процеси неперервної інтеграції (англ. Continuous Integration, CI) та неперервної доставки (англ. Continuous Delivery, CD). Поєднання цих методів дозволяє розробникам частіше і надійніше розгортати зміни в програмному забезпеченні, отримувати більш надійний та якісний продукт.

Принцип неперервної інтеграції (CI) передбачає, що вихідний код проєкту та ресурси, необхідні для його збірки, зберігаються у репозиторії системи контролю версій (Git, Mercurial тощо), а процеси завантаження, збірки та тестування всього проєкту є автоматизованими та ініціюються за допомогою програмних засобів неперервної інтеграції (Jenkins, TeamCity, Travis CI тощо).

Зазвичай процес CI процес має наступну послідовність:

- 1) розробник вносить зміни в коді продукту;
- 2) CI-сервер відслідковує внесені зміни;
- 3) CI-сервер збирає проєкт, запускає тести та повідомляє розробникам про результати.

Це дозволяє виявляти помилки на ранньому етапі розробки, мінімізує кількість конфліктів завдяки регулярному об'єднанню змін в репозиторії, сприяє комунікації та співпраці між розробниками, тестувальниками та іншими членами команди, а також дозволяє отримувати зворотній зв'язок щодо якості кінцевого продукту.

В цілому, неперервна інтеграція сприяє покращенню якості програмного забезпечення, швидкості розробки та зменшенню ризиків.

Неперервна доставка (CD) забезпечує готовність програмного забезпечення до випуску в обране інфраструктурне середовище в будь-який час, за умови автоматизації процесів доставки та поєднання з процесами неперервної інтеграції (CI/CD). Такий підхід забезпечує автоматизовану перевірку функціоналу, зменшення часу на випуск

нового функціоналу або виправлення помилок, незалежність від складності процесів розгортання.

Загалом неперервна доставка спрощує та прискорює шлях програмного продукту від середовища розробки до кінцевого клієнта, забезпечуючи швидший цикл розробки та зменшення ризиків при випуску нового функціоналу.

Однією з найважливіших фаз CI/CD-процесу є моніторинг. Після збірки та доставки артефакту в інфраструктурне середовище розробники повинні мати можливість відслідковувати поведінку системи після внесених змін. На цьому етапі можна відслідковувати помилки і прорахунки, які складно або неможливо виявити в ізольованому середовищі. Наприклад, якщо програмний продукт має розподілену архітектуру, тоді можна перевірити взаємодію сервісів в комплексі.

При налаштуванні процесів моніторингу необхідно обов'язково закладати можливість того, що кінцевий користувач, навмисно чи ні, може використовувати програмний продукт у непередбачуваний спосіб. Відтак інструменти моніторингу повинні бути також впроваджені у виробниче середовище, щоб подібні ситуації можна було виявляти та виправляти в реальному часі.

Загалом, налаштування CI/CD-процесів не лише сприяє автоматизації, але й змінює культуру розробки, сприяючи більшій комунікації, співпраці та швидкій інтеграції нового функціоналу. Застосування інструментів CI/CD дозволяє розробникам та командам забезпечувати високу якість коду, ефективно випускати нові версії програм, а також вчасно здати випробування та забезпечити стабільність виробничого середовища.

Методи і засоби програмної інженерії

УДК.004.732

Андрєєв А. А., Кірей К. О.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ДІАГНОСТУВАННЯ ПРИЧИН ЗБОЇВ У МЕРЕЖІ

Комп'ютерні мережі дозволяють об'єднати декілька обчислювальних пристроїв у єдину систему. Державні установи, навчальні заклади, підприємства та інші організації розгортають та

обслуговують власні комп'ютерні мережі. Безперебійна робота мережі зумовлює здатність бізнесу вчасно та якісно виконувати різноманітні задачі, від яких залежить успіх комерційної діяльності. Якщо мережа обслуговує державну установу, то відсутність збоїв стає ще важливішою. Ці установи повинні оперативнo обробляти звернення громадян та вчасно надавати всю необхідну інформацію. Використання мережі Інтернет стало невід'ємною частиною повсякденного життя та багатьох сфер людської діяльності. Отже, саме через важливість комп'ютерних мереж діагностування причин збоїв є актуальною темою. Для діагностування причин збоїв в мережі використовується програмне забезпечення моніторингу мережі.

Програмним забезпеченням моніторингу мережі називаються програмні продукти (модулі), які дозволяють реєструвати та однозначно ідентифікувати користувачів і процеси, що беруть участь у конкретній події з метою запобігання порушення безпеки [1].

Використання програмного забезпечення моніторингу мережі дозволяє адміністратору виконувати наступні завдання:

1. виявляти усі випадки несанкціонованого доступу до конфіденційної інформації з точним визначенням часу та станції мережі, з якої була здійснена спроба;
2. локалізувати всі випадки спотворення або знищення інформації;
3. відстежити випадки несанкціонованого встановлення програмного забезпечення;
4. контролювати можливість використання персональних комп'ютерів у неробочий час та визначати мету такого використання;
5. виявляти всі випадки несанкціонованого використання модемів у локальній мережі шляхом аналізу фактів запуску несанкціонованих спеціалізованих програм;
6. виявити випадки введення спеціальних слів і фраз на клавіатурі чи іншому пристрої;
7. виявити факти неправомірного використання пристроїв зв'язку;
8. контролювати доступ до серверів, персональних комп'ютерів, та інших пристроїв комунікацій;
9. проводити інформаційний аудит;
10. проводити дослідження виявлених інцидентів;
11. визначити завантаженість комунікаційних станцій;
12. розробити механізми відновлення критичної інформації після збоїв системи;
13. здійснювати моніторинг системи.

Саме остання властивість, залежно від якості її виконання, дозволяє певною мірою контролювати дотримання працівниками компанії встановлених правил безпечної роботи на комп'ютерах та політики безпеки [2].

Існують три основні рішення для захисту від атак: програмні, апаратні та хмарні.

Програмні рішення – найпопулярніші на ринку, вони представляють собою набір засобів фільтрації трафіку. Таке рішення є досить простим у використанні. Апаратні рішення представляють собою створення розподіленої мережевої структури з великим запасом пропускнуго трафіку. Використовуються в масштабних мережевих структурах, таких як точки обміну трафіком, дата-центри, великі регіональні провайдери тощо. Хмарні рішення представлені у вигляді мережевих структур з великою пропускнуою здатністю, до складу яких вводяться сервери для фільтрації шкідливого трафіку. Така мережа буде поступово фільтрувати шкідливий трафік і знижувати кількість шкідливих пакетів.

Поки неможливо забезпечити абсолютну захищеність функціонуючої розподіленої інформаційної мережі навіть при відсутності злочинних впливів. Тому необхідно шукати додаткові методи і засоби підвищення безпеки функціонування інформаційної мережі на етапі експлуатації. Для цього розробляються і застосовуються методи оперативного виявлення дефектів при виконанні програм. Для забезпечення контролю цілісності інформаційних об'єктів, а також відновлення зруйнованої інформації, до складу інформації, яка захищається, вводять ознаку цілісності або контрольну ознаку. Це своєрідний образ або відображення інформації, процедура формування якого відома, і який з дуже високою імовірністю відповідає інформації. Серед численних методів захисту від помилок виділяються три групи методів: групові методи, завадостійке коригувальне кодування і методи захисту від помилок у системах передачі зі зворотним зв'язком.

Задачею розробки програмного забезпечення для моніторингу мережі є синтез універсальної моделі оцінки вразливостей компонентів мережі, яка має враховувати існуючі механізми виникнення збоїв, пропонувати заходи щодо нейтралізації вразливостей в існуючій системі, а також ідентифікувати спроби несанкціонованого доступу та виникнення збою, і вживати заходів, адекватних загрозі. Таким чином, розглянуто основні типи загроз, а також методи та моделі ідентифікації причин збоїв в мережі. На основі проведеного дослідження стало зрозуміло, що більшість рекомендацій, сформуованих науковцями з цього приводу, є розрізненими та не

дозволяють ефективно аналізувати причини збоїв, тому це дозволило сформулювати та конкретизувати задачі дослідження щодо синтезу більш універсальних моделей діагностики мережі.

Отже, збої в мережі можуть бути зумовлені багатьма причинами. Наприклад, збій можуть спровокувати поломки апаратного забезпечення через неналежну експлуатацію, цілеспрямована атака на мережу з метою отримання доступу до захищеної інформації та ресурсів, встановлення несанкціонованого програмного забезпечення тощо. Незалежно від причини наслідки є такі наслідки, як тимчасова недоступність обчислювальних ресурсів, втрата інформації або зловмисне використання викрадених даних. Збій в мережі має бути не лише виправлений, а і задокументований. На основі задокументованих результатів моніторингу мережі можливо відстежити закономірності у роботі системи, а отже запобігти появі збоїв. Важливо вчасно реагувати на збій та усувати наслідки. Захист даних та можливість швидкого повернення мережі у стан до виникнення проблеми є головним пріоритетом. Втрата ресурсів через збої в мережі є неприпустимою, тому варто вчасно реагувати на загрози та попереджати виникнення збоїв.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Журавель Н. О. Організаційна регламентація бізнес-процесів як умова забезпечення їх ринкової безпеки. *Управління розвитком*. 2014. №2. С. 121-124. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Uproz_2014_2_50 (дата звернення: 27.12.2023).

2. Кветний Р. Н., Коцюбинський В. Ю., Кислиця Л. М., Казимірова Н. В., і Кириленко Г. О.. Адаптивна система підтримки прийняття рішень з використанням методів нечіткого логічного висновку. *НаукПраці ВНТУ*, вип. 3, Лис 2011. С. 1-10.

УДК 004.85

Бечка Д. Р., Давиденко Є. О.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ ПРИ УПРАВЛІННІ ПРОЄКТАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ ЛОГІСТИЧНОЇ РЕГРЕСІЇ

Управління проєктами – невід’ємна частина сучасного бізнесу, проте воно часто пов’язане з непередбаченими ризиками. Традиційні

методи прогнозування ризиків або надмірно спрощені, або надмірно складні. У цій статті пропонується використовувати логістичну регресію – статистичний метод, що забезпечує баланс між простотою і передбачувальною силою, - для оцінки ризиків в управлінні проектами.

Сучасні методики прогнозування ризиків варіюються від якісних оцінок до складних кількісних моделей. Логістична регресія була визнана потужним інструментом у різних галузях завдяки своїй здатності опрацьовувати бінарні результати, що цілком підходить для оцінювання ризиків, де результати часто є дихотомічними (успіх або невдача).

Дані для цього дослідження будуть зібрані зі звітів за минулими проектами з акцентом на такі змінні, як розмір проекту, бюджет, тривалість і досвід команди. Модель логістичної регресії побудована таким чином:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}} \quad (1),$$

де $P(Y=1)$ позначає ймовірність того, що проект зіткнеться зі значними ризиками, при цьому X_1, X_2, \dots, X_n представляють прогнозовані змінні.

Таблиця 1 – Набір даних для проведення логістичної регресії

ID	Тривалість	Розмір команди	Бюджет	Досвід РМ	Успіх
1	6	5	50,000	5	1
2	12	10	120,000	10	0
3	3	4	35,000	2	1
4	8	7	75,000	6	1
5	5	6	60,000	5	1

У таблиці наведено лише частину вибірки, щоб продемонструвати формат даних. Для аналізу потрібен набір даних у більшому обсязі. Кожен рядок являє собою окремий проект із різними факторами, які можуть вплинути на його успіх або невдачу. Стовпець «Успіх проекту» – це бінарна підсумкова змінна (1 – успіх і 0 – значні ризики), яку ми хочемо передбачити за допомогою моделі логістичної регресії.

Після нормалізації та підготовки даних ми можемо створити пару діаграм розсіювання з межами прийняття рішень логістичної регресії. Це дасть нам змогу побачити, як різні комбінації двох змінних одночасно впливають на ймовірність успіху проекту. Ми виберемо дві пари змінних і зобразимо їх одна проти одної, при цьому результати (успіх або невдача проекту) будуть позначені різними кольорами (рис 1.).

Logistic Regression Decision Boundaries for Normalized Variable Pairs

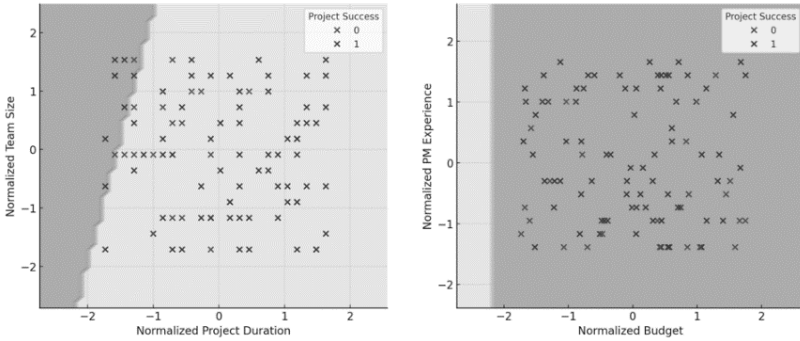


Рисунок 1 – Діаграми рішень логістичної регресії для нормалізованих пар змінних.

Графік зліва ілюструє, як поєднання тривалості проекту і розміру команди впливає на ймовірність успіху проекту. Межа ухвалення рішень розділяє області, де модель пророкує успіх (вище за межу) і де вона пророкує невдачу (нижче за межу). Графік справа показує взаємозв'язок між бюджетом і досвідом керівника проекту з точки зору успішності проекту. Межа ухвалення рішень тут окреслює області прогнозованого успіху і невдачі на основі цих двох змінних.

Розташування точок даних відносно межі ухвалення рішення показує, як різні значення тривалості проекту, розміру команди, бюджету та досвіду керівника проекту впливають на успіх або невдачу проекту. Наприклад, якщо більшість успішних проектів потрапляють у певний діапазон розмірів команди та тривалості, можна зробити висновок, що ці діапазони більшою мірою сприяють успіху.

Проекти, які знаходяться близько до межі прийняття рішень або по іншій бік неї, мають вищий ризик. Це проекти, в яких прогнозований результат моделі не збігається з фактичним результатом, що вказує на області, де модель є менш визначеною і на яких можна зосередити стратегії управління ризиками.

ПІДВИЩЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Розвиток інформаційних технологій прискорюється, а роль штучного інтелекту (ШІ) стає все більш значущою у різних сферах, включаючи розробку програмного забезпечення (ПЗ).

У світі ШІ постійно з'являються нові та вдосконалені моделі, кожна з яких має свої особливості та сфери застосування. Розглянемо декілька сучасних моделей ШІ від провідних розробників.

DALL-E: ця модель відома своєю здатністю створювати вражаючі зображення та художні твори на основі текстового опису. DALL-E може генерувати унікальні візуальні твори, що відображають складні концепції та ідеї.

ChatGPT: ця модель призначена для ведення діалогу та відповідей на запитання. Вона може генерувати змістовні та зв'язні тексти, відповідаючи на запитання користувачів у реальному часі.

Midjourney: вона зосереджується на візуальному мистецтві та дизайні. Також дозволяє користувачам створювати деталізовані та творчі візуальні твори, використовуючи прості текстові команди.

Bard: дана модель від Google розроблена для вирішення завдань, пов'язаних із генеруванням тексту та відповідями на запитання. Bard використовує великі обсяги даних для створення точних та інформативних відповідей.

Claude 2: це модель, розроблена компанією Anthropic, яка спеціалізується на створенні високоякісних діалогових систем. Claude 2 відрізняється своєю здатністю до глибокого розуміння контексту та створення значимих та релевантних відповідей.

Розглянемо використання ШІ на кожному етапі розробки ПЗ: від аналізу вимог до релізу продукту.

Аналіз вимог: на даній стадії, ШІ може аналізувати інформацію, отриману від клієнтів, і автоматично генерувати звіти з ключовими характеристиками продукту. Це значно скорочує час роботи бізнес-аналітиків і підвищує точність визначення вимог.

Розробка дизайну інтерфейсу: у створенні інтерфейсу, ШІ може пропонувати дизайнерам оптимальні рішення, базуючись на

аналізі трендів і переваг користувачів, що підвищує досвід використання продукту.

Розробка технічної архітектури: ШІ допомагає у виборі найбільш ефективних архітектурних рішень, аналізуючи великі обсяги даних про подібні проекти. Це забезпечує оптимізацію продуктивності та надійності ПЗ.

Написання коду: ШІ може асистувати розробникам, виявляючи потенційні помилки в реальному часі та пропонуючи оптимізації коду. Це не тільки сприяє збільшенню швидкості розробки, але й покращує якість кінцевого продукту.

Перевірка якості: при тестуванні, ШІ може автоматизувати процеси ідентифікації та виправлення помилок. Використання машинного навчання для створення тестових сценаріїв збільшує ефективність і точність тестування.

Реліз завершеного продукту: ШІ може прогнозувати потенційні проблеми в продуктивності та надійності ПЗ, дозволяючи командам швидко реагувати та вносити необхідні корективи перед запуском продукту.

Відповідно можна зробити висновок, що інтеграція ШІ у різні стадії розробки ПЗ дозволяє значно підвищити її продуктивність та ефективність. Від аналізу вимог до релізу продукту, ШІ відкриває нові можливості для оптимізації робочих процесів та підвищення якості кінцевого ПЗ.

Дані висновки підтвердженні дослідженням [1] Morgan Stanley, в якому підвищення продуктивності колл-центру було на 14%, а написання коду — на 55%. А також дослідженням [2] компанії SoftServe, яке продемонструвало, що використання ШІ дозволяє зменшити час на виконання задач всією командою на 31%, а результативність команди може зрости на 45%.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. HustleGPT: Generative AI will boost income and help millions of workers take on second and third jobs, Morgan Stanley predicts [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.businessinsider.com/how-ai-boost-income-side-hustles-multiple-jobs-eighty-billion-2023-9> (дата звернення: 27.12.2023).

2. ChatGPT може збільшити продуктивність команд розробників до 45% [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://dou.ua/forums/topic/45589/> (дата звернення: 27.12.2023).

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ РЕСУРСНЕ ПЛАНУВАННЯ В ПРОЄКТНОМУ УПРАВЛІННІ

Інтелектуальне ресурсне планування (ІРП) в сучасному проєктному управлінні стає ключовою складовою для досягнення успіху та оптимізації ресурсів. У контексті зростаючої складності проєктів та конкуренції на ринку, використання інтелектуальних методів для ефективного планування ресурсів набуває важливості. Через що є необхідність в розгляданні сутності та переваг ІРП, а також проведенні порівняльного аналізу з іншими підходами до ресурсного планування в проєктному управлінні (табл. 1).

ІРП – це стратегічний підхід до розподілу та управління ресурсами в межах проєкту, що базується на використанні технологій штучного інтелекту (ШІ). Основними характеристиками ІРП є аналіз даних, прогнозування та автоматизація рішень.

Головні переваги ІРП включають:

- ІРП дозволяє точно визначити потреби в ресурсах і розподілити їх ефективно, уникнувши зайвих витрат;
- інтелектуальні алгоритми можуть враховувати потенційні ризики та розробляти стратегії для їх управління, що робить планування більш гнучким та адаптивним;
- ІРП використовує автоматизовані інструменти для аналізу та прийняття рішень, що дозволяє швидко реагувати на зміни в проєкті та забезпечує високу точність прогнозів.

Можливі покращення для ІРП:

- використання методів обробки природної мови (NLP) для ефективного аналізу текстової інформації та автоматичної інтерпретації;
- використання технологій бізнес-аналітики для створення детальних звітів та візуалізації даних;
- застосування алгоритмів машинного зору для аналізу візуальних аспектів проєктів;
- використання технологій автономної системи для ефективного розподілу ресурсів.

Таблиця 1 – Порівняльний аналіз: ІРП та традиційні методи

Характеристика	Інтелектуальне ресурсне планування	Традиційні методи
Основні принципи	Використання ШІ, алгоритми машинного навчання, аналіз даних	Експертні оцінки, евристичні методи
Оптимізація ресурсів	Точний розподіл ресурсів, уникнення зайвих витрат	Залежить від експертної оцінки
Прогнозування ризиків	Автоматизоване врахування потенційних ризиків та стратегій управління	Залежить від досвіду та інтуїції експертів
Швидкість та точність	Швидке реагування на зміни, висока точність прогнозів	Обмежена швидкість та можливість помилок
Адаптивність до змін	Гнучке адаптування до динаміки проєкту	Обмежена здатність адаптуватися

Згідно з порівняльним аналізом ІРП і традиційних методів, можна визначити, що ІРП виявляється більш передовим та ефективним підходом до ресурсного планування в проєктному управлінні. Його здатність до автоматизації, точність прогнозів та гнучкість в адаптації до змін робить ІРП потужним інструментом для підтримки успішних проєктів.

УДК 004.4

Жлуктарьов А. А., Давиденко Є. О.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили
Миколаїв, Україна*

АРХІТЕКТУРНИЙ СТИЛЬ API gRPC ДЛЯ ВИСОКОНАВАНТАЖЕНИХ СИСТЕМ

В епоху діджиталізації, глобалізації, впровадження технологій IoT все більше й більше програмних продуктів стикаються з проблемою пристосування систем до високого навантаження. Такі проєкти називаються highload та хоч нема стандартизованого критерію для визначення чи є продукт highload чи ні, але вже відомі деякі

розповсюджені практики приборкання трафіку та прискорення швидкодії застосунку бодай на декілька відсотків.

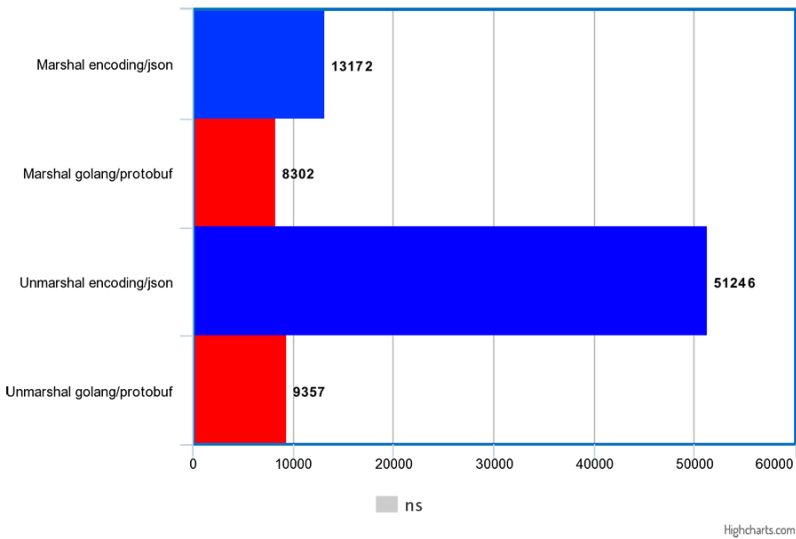


Рисунок 1 – Порівняння швидкодії серіалізації та десеріалізації Protobuf та JSON [3]

Наприклад, дуже важливу роль грає вибір архітектури системи, яка б в своєму дизайні сприяла відмовостійкості, масштабованості та здатності до моніторингу. Зараз популярним вибором в контексті highload-систем є розподіл застосунку на мікросервіси, оскільки вона надає такі переваги як [1]:

- здатність динамічно масштабувати кількість ресурсів на окремий компонент системи. Таким чином, коли внаслідок вдалої рекламної кампанії чи якоїсь іншої події спостерігається різкий наплив користувачів, такий що сервіс реєстрації не встигає оброблювати запити, то можна продублювати цей сервіс та розділити навантаження між отриманими репліками.

- можливість обирати інструментарій: мову програмування, стиль написання окремої компоненти комплексу тощо. За допомогою цього можна, наприклад, в більш навантажених модулях використати швидкодіяну мову програмування як-от C++ чи Rust, а в частинах зі складною логікою навпаки – Python або F#.

Одним з головних недоліків такого підходу є необхідність впровадження механізму спілкування між розділеними частинами

системами. Існує декілька стилів побудови API, але найбільш підходящий під контекст високонавантажених систем є gRPC.

Повідомлення в gRPC серіалізуються у вигляді високоєфективного бінарного формату даних Protobuf [2]. Порівняно з JSON він набагато швидше серіалізується та десеріалізується через невеликі та сильно стиснуті повідомлення. Особливий приріст в швидкодії та зменшенню витрат пам'яті видно при порівнянні швидкодії операцій десеріалізації.

Також, gRPC відрізняється більшою свободою в виборі методу обслуговування клієнтських застосунків: унарний, серверний потоковий, клієнтський потоковий та двухнаправлених потоковий. Їх вдале використання призводить до зростання швидкодії.

Отже, для критичних частин високонавантажених систем вкрай важливо знаходити шляхи отримання швидкодії навіть в таких фундаментальних рішеннях як вибір підходящого архітектурного стилю API.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Somashekar G., Gandhi A. Towards Optimal Configuration of Microservice. EuroMLSys '21: Proceedings of the 1st Workshop on Machine Learning and Systems. 2021. pp 7-14. DOI: <https://doi.org/10.1145/3437984.3458828>.
2. Indrasiri K., Kuruppu K. gRPC: Up and Running. O'Reilly Media. 2020. 190 p.
3. Порівнюємо два формати серіалізації даних: Protobuf vs JSON. URL: <https://dou.ua/lenta/articles/protobuf-vs-json-go-benchmark/> (дата звернення: 08.01.24).

УДК 004.4

Забеленков М. Д., Кандиба І. О.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили
м. Миколаїв, Україна*

МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА СЕКМЕНТАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ЗА ДОПОМОГОЮ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

З розвитком штучного інтелекту та методів машинного навчання розпізнавання та сегментація об'єктів на зображеннях став актуальною галуззю у сучасному світі. Застосування методів та алгоритмів розповсюджені в різних галузях, а саме: медицина,

автономні транспортні засоби, відеоспостереження, робототехніка та тощо [1].

Розпізнавання об'єктів на зображеннях – це завдання в області комп'ютерного зору, яке полягає у визначенні та класифікації об'єктів або сутностей на зображенні [2]. До методів розпізнавання відносять глибокі нейронні мережі в основі яких є покладено згорткові та рекурентні. Згорткові використовуються для ефективного виявлення об'єктів та екстракції ознак на зображеннях. Рекурентні використовуються для врахування контексту та послідовності в завданнях, що потребують більш потужної обробки. R-CNN алгоритми – це один з найкращих методів розпізнавання не тільки об'єктів на статичних зображеннях, але й на відеоматеріалах у режимі реального часу.

Сегментація об'єктів на зображеннях – це завдання в області комп'ютерного зору, яке полягає у розділенні зображення на окремі регіони або сегменти. До методів сегментації відносяться наступні елементи. FCN та U-NET методи [3], що ефективно використовують контекст зображення для чіткої сегментації об'єктів на зображенні. GrabCut використовують чітко визначені користувачем області у яких сегментують зображення. Mask R-CNN є доповненням до одноіменного методу розпізнавання, яке дозволяє визначати та виділяти окремі об'єкти.

Різноманітні методи комп'ютерного зору дозволяють виконувати завдання різного типу та для різних цілей. Але насамперед кожен з цих методів обробки зображення можна групувати та отримувати більш розгорнутий аналіз наданої інформації.

Приклад використання алгоритмів та методів для сегментації та розпізнавання об'єктів:

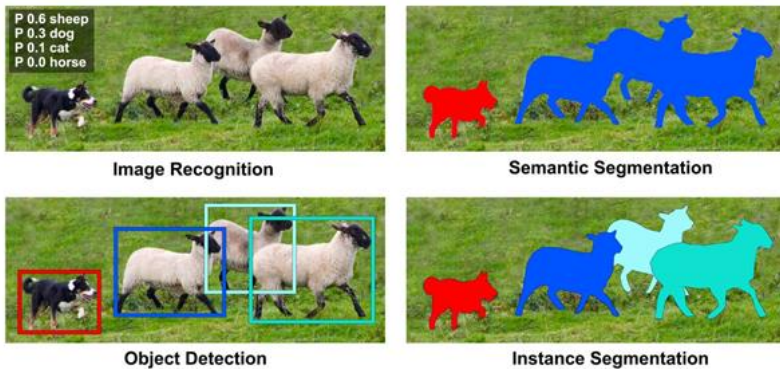


Рисунок 1 – Результат застосування методів та алгоритмів

Отже розпізнавання та сегментація об'єктів на зображеннях за допомогою комп'ютерного зору є важливими завданнями в області комп'ютерної обробки зображень та штучного інтелекту. Розвиток технології включає в себе подальше вдосконалення алгоритмів для роботи з різноманітними умовами та розширення його в нових галузях.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Segmentation and object recognition using edge detection techniques / Y. Ramadevi, T. Sridevi, B. Poornima, B. Kalyani, international Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT). Vol 2, No 6. 2010. P. 153-161.

2. Tetiana M., Kondratenko Y., Sidenko I. Computer Vision Mobile System for Education Using Augmented Reality Technology. Journal of Mobile Multimedia. 2021. P. 555–576.

3. Ozturk O., Sariturk B., Seker D. Z. Comparison of fully convolutional networks (FCN) and U-Net for road segmentation from high resolution imageries. International journal of environment and geoinformatics. Vol. 7, Issue 3. P. 272–279.

УДК 004.8

Фіник В. Ю., Кандиба І. О.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили
м. Миколаїв, Україна*

ПОШУК ДЕФЕКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ, СТВОРЕНИХ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Нейронні мережі стають доволі популярнішими, оскільки вони значно пришвидшують людську взаємодію з оточенням та інформацією. Їх можна класифікувати за різними критеріями та функціоналом і в цій роботі будуть розглянуті генеративні штучним інтелектом, а саме для створення різного роду медіа контенту. Їх можна використовувати для ілюстративних зображень, наприклад, коли використання справжніх людей може поставити їх під загрозу, для реклами та просування контенту, для відображення свого аватару в мережі та різного роду комерції. Це доволі перспективна галузь, оскільки хороших Prompt Engineer зараз не так багато.

Якщо ж говорити власне за нейромережі, то є декілька якими можна користуватись без складних маніпуляцій, а саме Midjourney (платна, підписка), DALL-E (інтегрована в ChatGPT-4, платна, система купівлі кредитів).

Окремо треба виділити Stable Diffusion оскільки вона безкоштовна, але при цьому вимагає певних навичок для початку роботи, а саме її запуску, налаштувань і встановленні доповнень, проте через це вона є більш гнучкою, оскільки можна краще контролювати процеси. Всі ШІ доволі непогано справляються зі своїми задачами і з кожним оновленням рівень похибки стає меншим, але це все за умови узагальнених запитів. Якщо ж є бажання створити доволі конкретне зображення, то не завжди результат може бути задовільним. Зазвичай це погана композиція, не реалістичність або ж зображення не співпадає з уявою автора. Наприклад, існує ComfyUI – що є одночасно і графічним інтерфейсом і бекендом для Stable Diffusion. Завдяки йому можна значно простіше коригувати свої запити і переглядати результати.

Для відстеження даних дефектів людського бачення буває замало, тому було прийнято рішення розробити програмне забезпечення, яке б допомогло спростити взаємодію користувача з штучним інтелектом і покращити кінцевий результат шляхом зменшення загального відсотку дефектів.

Розробники Stable Diffusion надали певний функціонал для можливості зменшення дефектів, наприклад, можна використовувати негативні запити, на кшталт `bad_hands_v3`. В даному дослідженні планується використання комп'ютерного зору для відстеження дефектів з подальшим проведенням декомпозиції процесу створення зображення для підбору оптимальних аргументів і їх ваги задля отримання бажаного результату.

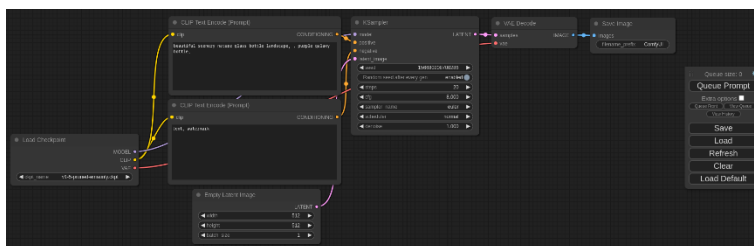


Рисунок 1 – Інтерфейс ComfyUI

Оскільки дефекти можуть бути доволі різними, було обрано рішення сконцентрувати увагу на таких як: аномалії частин тіл (пальці, руки, ноги) та аномалії обличчя.

Існують деякі дослідження які описують алгоритми для оцінки жестів рук [1]. Для цього є доцільним використання глибоких згорткових нейронних мереж, оскільки вони здатні автоматично навчатись та виділяти ієрархічні ознаки вхідних даних. Зокрема в

даному випадку вони можуть розрізнати складні деталі та варіації жестів при зміні орієнтації рук. Дану концепцію можна розширити для використання і з іншими частинами тіла.

Існують дослідження, які пропонують використання Кругового Перетворення Хафа для пошуку очей, але в даній роботі його використання потребує вдосконалення, оскільки обличчя може мати різні кути і самі зіниці можуть мати пошкодження.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Ben-Ari L., Ben-Ari A., Hermon C., Puad Ismail A., Athirah Abd Aziz F., Mohamat Kasim N., Daud K. Hand gesture recognition on python and opencv. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021. Vol. 1045, № 1. P. 012043.

Вебтехнології та вебдизайн

УДК 004.4

Ільчишина Ю. В., Швайко В. К.

*Хмельницький національний університет,
м. Хмельницький, Україна*

РОЗРОБКА ДИЗАЙНУ ІНТЕРФЕЙСУ КОРИСТУВАЧА МОБІЛЬНОГО ЗАСТОСУНКУ СПОРТ КОНЕКТ

Ідея полягає у розробці дизайну інтерфейсу користувача мобільного застосунку Спорт Конект для імплементації результатів дослідження, представлених у [1].

Перше вікно (рис. 1а), яке зустрічає користувача і очікує дій – це стартове вікно застосунку «Спорт конект». Тут розташовані дві кнопки, перша «Реєстрація» та друга «Вхід», також наявне лого проекту. Важливою частиною екрану є лого Хмельницького Національного Університету, адже реалізацією проекту займаються викладачі та студенти Хмельницького Національного Університету.

Вікно реєстрації (рис. 1б), є важливим етапом у даному застосунку, саме тут користувач заповнює потрібну інформацію про себе, таку як електронну адресу, ім'я, прізвище, вік, школу, клас, стать, та вводить пароль. Для зручності користувача у кожному полі, де потрібно ввести інформацію про себе, присутні підказки сірого кольору, в якому форматі має бути заповнене поле. Не менш важливим етапом реєстрації у застосунку є ознайомлення з політикою конфіденційності.

Після заповнення всіх полів з необхідними даними для реєстрації користувач використовує кнопку «Реєстрація». Також якщо у користувача уже існує обліковий запис у застосунку «Спорт конект», він може повернутися на вікно входу у застосунок.

Після успішного введення особистих даних для реєстрації користувача у базі даних та натиску на кнопку «Реєстрація» з'являється повідомлення про успішну реєстрацію у застосунку (рис. 1в).

Після екрану реєстрації, повідомлення про реєстрацію та входу користувача очікує головний екран застосунку «Спорт Конект». Головний екран заповнений фоном, схожим на фрагмент із стартового вікна застосунку. Посередині для користувача є вказівка пройти тестування для визначення пріоритетного виду спорту і кнопка «Пройти тестування». У нижній частині екрану розташована нижня панель доступу до функціоналу застосунку, де можна спостерігати дві іконки «Результат» та «Нормативи». У даному варіанті зображення екрану користувач знаходиться на розділі «Результат», тому він має яскравіший колір, ніж «Нормативи».

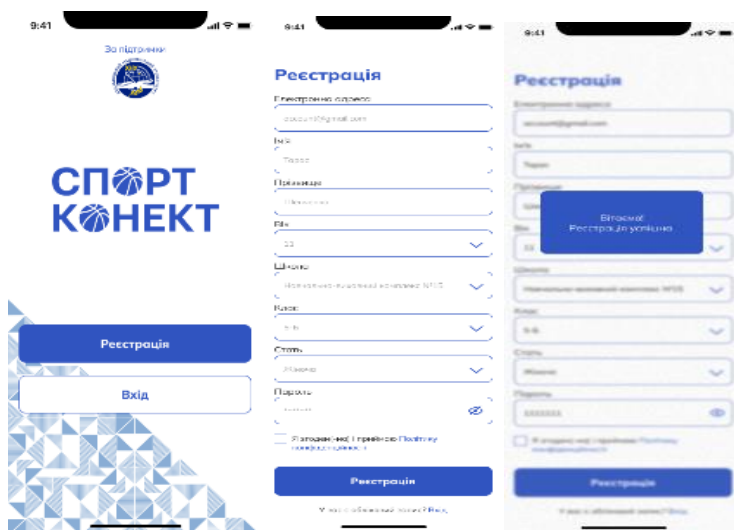


Рисунок 1 — Інтерфейси стартового екрану та реєстрації мобільного застосунку «Спорт конект»: а) стартове вікно мобільного застосунку «Спорт конект»; б) вікно реєстрації мобільного застосунку «Спорт Конект»; в) повідомлення про успішну реєстрацію у мобільного застосунку «Спорт Конект».

Після взаємодії з кнопкою «Пройти тестування» шляхом проходження тесту у школі із викладачем фізичної культури, всі отримані дані заносяться до бази даних застосунку «Спорт Конект». Після вивантаження даних користувачеві на мобільний телефон приходить повідомлення про отримання результатів тестування із закликком перейти до застосунку та переглянути підсумок проходження тесту.

Подальші зусилля будуть спрямовані на реалізацію розробленого мобільного застосунку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Швайко В. К., Фесік З. Ю. Інформаційна система для вибору виду спорту на основі аналізу морфофункціональних показників людини. Інформаційні технології та інженерія: Всеукраїнська науково-практична конференція молодих вчених, аспірантів і студентів: тези доп., 7–10 лютого 2023 р. ЧНУ імені Петра Могили. Миколаїв, 2023. с.28-29.

УДК 004.4

Кузьмін А. А.

*Хмельницький національний університет,
м. Хмельницький, Україна*

РОЗРОБКА ДИЗАЙНУ ІНТЕРФЕЙСУ КОРИСТУВАЧА МОБІЛЬНОГО ЗАСТОСУНКУ ЕКО-СМАРТСІТІ

Задумка застосунку полягає у зручному моніторингу екологічної ситуації в Україні. Для початку розробки було обрано місто Хмельницький та Хмельницьку область. Назва застосунку «ЕКО-SMARTCity», тому для застосунку спроектовано логотип (рис. 1) який складається з стилізованої травинки з [2] та самої назви додатку в акцентних кольорах (рис. 2) у середовищі [1].



Рисунок 1 – Логотип мобільного застосунку

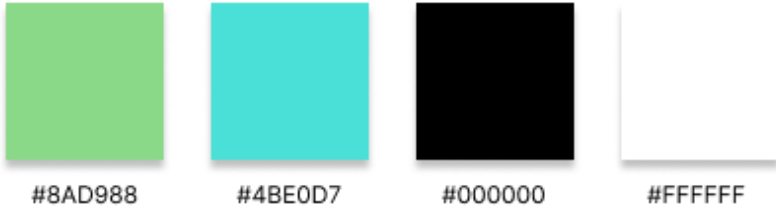


Рисунок 2 – Акцентні кольори мобільного застосунку

Для застосунку розроблено 11 екранів. Головну сторінку поділено на 6 екранів які зв'язані між собою. «Головна» сторінка має 4 розділи такі як «Розумні будівлі», «Відходи», «Енергетична незалежність», «Повітря» (рис. 3).

«Розумні будівлі» - відображає мапу з будівлями в яких можна навчатися або ознайомитись з екологічною тематикою, також відкриває місця із розділу «Відходи» та «Енергетична незалежність». «Відходи» вміщає в собі такі пункти здачі як «Папір та картон», «Скло», «Батарейки», «Пластик». «Енергетична незалежність» дає змогу користувачу побачити такі позначки як «Зарядись», «Освіжись», «Підкріпись». «Повітря» - відображає моніторинг забрудненості повітря в місті або області.

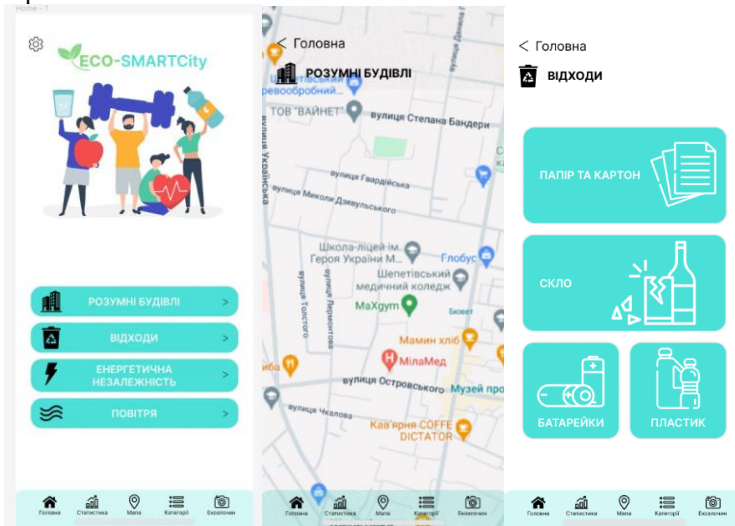


Рисунок 3 – Частина інтерфейсу користувача мобільного застосунку Еко-смартсіті

«Статистика» складається з трьох екранів, на самій вкладці розміщено роки за якими відсортовано статистику екологічної ситуації по місту Хмельницькому та області. «Статистика за 2023 рік» - вміщає в собі теми за якими можна відобразити статистику та більш конкретні дати публікації починаючи від найновіших. Також зображено одну із тем, та показано статистику і короткий опис.

«Мапа» - на ній можна відобразити пункти задачі на переробку певних відходів таких як «батарейки», «пластик», «картон».

«Категорії» - тут розміщено такі категорії як «Екологічні ініціативи», «Екологічні сервіси», «Енергоефективність», «Екологічний туризм». Ці категорії мають прив'язку до мапи.

«Екозлочин» - приклад інтерфейсу камери якою користувач матиме змогу фіксувати екологічні злочини.

Подальші зусилля будуть спрямовані на реалізацію розробленого мобільного застосунку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Figma. URL: <https://www.figma.com/> (дата звернення: 29.12.23)
2. Flaticon. URL: <https://www.flaticon.com/> (дата звернення: 29.12.23)

УДК 004.8

Лопушанський К. А., Кандиба І. О.

*Чорноморський національний університет імені Петра Могили
м. Миколаїв, Україна*

ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АНАЛІЗУ ДАНИХ ВИКОРИСТАННЯ САЙТУ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Штучний інтелект (ШІ) є науково-технологічною галуззю, спрямованою на створення інтелектуальних систем, здатних виконувати різні аспекти інтелектуальної діяльності, подібні до тих, що виконує людина [1].

Застосування ШІ охоплює широкий спектр галузей, таких як освіта, наука, медицина, банківська справа, кібербезпека і багато інших.

Однією з ключових галузей ШІ є інтелектуальний аналіз даних (ІАД), метою якого є автоматичний аналіз великих обсягів даних з метою виявлення прихованих залежностей.

Основні задачі ІАД включають класифікацію, кластеризацію, регресійний аналіз, виявлення асоціативних зв'язків та виділення аномалій [2].

Для прогнозування наслідків застосування ІІ та розробки ефективних стратегій стає важливим вивчення й розуміння цієї галузі.

Для створення програмного забезпечення аналізу даних з використанням методів штучного інтелекту, спрямованого на кластеризацію клієнтів, необхідно ретельно аналізувати функціональні та нефункціональні вимоги до різних типів програмного забезпечення, таких як корпоративне ПЗ, мобільні додатки, вебсайти та бази даних.

Після ретельного аналізу функціональних та нефункціональних вимог до програмного забезпечення аналізу даних, увага звертається на розробку блок-схем алгоритмів кластеризації, які демонструють послідовність кроків обробки даних. Ці блок-схеми відображають логіку і послідовність операцій, які необхідно виконати для успішної кластеризації клієнтів.

Для розробки програмного забезпечення з метою аналізу даних, зокрема використання сайту, можна вибрати середовище розробки PyCharm та мову програмування Python через їх переваги, які включають зручний інтерфейс, доступ до документації, а також інструменти налаштування та налагодження.

Необхідно провести дослідження можливостей застосування штучного інтелекту в системах аналітики, зокрема у сфері кластеризації, прогнозування, рекомендацій та автоматичного тегування для кращого розуміння поведінки користувачів.

У рамках дослідження кластеризації потрібно дослідити різні алгоритми, такі як k-means чи hierarchical clustering, з метою групування користувачів за схожими характеристиками та встановлення патернів у їхній поведінці [3]. Також потрібно дослідити методи прогнозування, такі як регресія, часові ряди або нейронні мережі, які дозволяють передбачити майбутні події або тренди на основі наявних даних. У сфері рекомендацій важливо дослідити методи, які базуються на аналізі користувацьких вподобань та інтересів для рекомендації відповідного контенту або продуктів, такі як колаборативна фільтрація, контент-рекомендації або гібридні підходи. Крім того, важливо дослідити можливості автоматичного тегування, які використовують методи обробки природної мови (NLP) або глибинного навчання для автоматичного присвоєння тегів до даних на основі їх вмісту.

Для створення графічного інтерфейсу можуть бути використані бібліотеки Seaborn та Matplotlib для візуалізації отриманих результатів аналізу даних. Seaborn та Matplotlib – це потужні

інструменти для створення різних типів графіків та інших візуальних представлень даних. Matplotlib – це більш базова бібліотека, що надає широкі можливості для створення різноманітних графіків, включаючи лінійні графіки, гистограми та діаграми розсіювання. Seaborn побудований на основі Matplotlib і може створювати красиві та інформативні графіки. Вона надає високорівневий інтерфейс для створення стилізованих статистичних графіків, що дозволяє швидко візуалізувати залежності та розподіли даних. Обидві бібліотеки можуть бути корисними для аналізу поведінки та витрат покупців у різних категоріях товарів, шляхом чого можна зробити висновки про їх цільові сегменти.

Отримані результати аналізу нададуть можливість побудувати більш точні моделі машинного навчання для прогнозування поведінки клієнтів. Застосування методів штучного інтелекту дозволить компаніям краще розуміти своїх клієнтів і підвищувати ефективність маркетингових кампаній.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Lucci S., Kopec D., Musa S. M. Artificial intelligence in the 21st century. Mercury learning and information, 2022. 850 p.
2. Колодчак О. М. Інтелектуальний аналіз даних. Вісник Національного університету Львівська політехніка. Комп'ютерні системи та мережі. С. 49-58.
3. Удовиченко М.Д. Аналіз поведінки користувача для адаптації сайту. Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті : матеріали 25-го Міжнародного молодіжного форуму. URL: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/16209> (дата звернення: 17.12.2023).

Інформаційні технології у навчальному процесі

УДК 004.8

Белоусова Я. Ю., Сіденко Є. В.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

СИСТЕМА РЕЙТИНГУВАННЯ ЗВО НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Особливо цікаве та складне завдання мають майбутні магістри та аспіранти. Вони мають деяку базу знань, тому потребують якісної навчальної програми для нових досліджень, високий рівень кваліфікації викладачів, розвинену інфраструктуру та фінансову стійкість закладу.

Запровадження системи оцінювання забезпечить не лише більш об'єктивну та точну оцінку вищих навчальних закладів, а й сприятиме створенню більш адаптивного середовища для підготовки майбутніх фахівців. Це дозволить виявити сильні сторони та слабкість кожного навчального закладу, що, в свою чергу, допоможе у вдосконаленні навчальних програм та методик викладання. Система допоможе об'єктивно оцінити рівень та якість освіти, наданої різними університетами чи інститутами, та забезпечити підставу для кращого прийняття рішення про вибір навчального закладу для подальшого навчання.

Розгляд цієї системи оцінювання може допомогти аспірантам та магістрам у виявленні переваг та недоліків конкретних закладів, порівнянні їхніх освітніх програм, досягнень студентів та умов навчання. Це дозволить краще зрозуміти, який заклад краще відповідає їхнім особистим потребам, цілям та кар'єрним амбіціям.

Кар'єра та вибір професії повинні враховувати різноманітність факторів, таких як особисті інтереси, здібності, сімейний стан та бажання. Важливо продумано планувати свої цілі, зрозуміти можливі ризики та обирати кар'єру, яка відповідає вашим особистим потребам та мріям.

Ці фактори ускладнюють процес прийняття рішення щодо вибору вищого навчального закладу, тому система оцінювання на основі нечіткого інтелектуального методу може стати корисним інструментом у виборі оптимального варіанту, допомагаючи аспірантам та магістрам більш об'єктивно оцінити доступні

можливості та зробити більш інформований вибір.


Спосіб оцінки університетів заснований на коефіцієнтах за різними показниками. Наприклад, якщо уявний університет набрав 87 балів за науковий та освітній потенціал, 67 балів за якість викладання, 75 балів за міжнародну видимість і 79 балів за експертну оцінку, ці бали та ваговий коефіцієнт. Загальна сума є інтегральною мірою діяльності є 78,4.

Аналізуючи існуючі рейтингові стратегії, ми можемо дійти супутніх резолюцій: рейтинг «ТОП-200 Україна» досліджує вправи організацій передової освіти, використовуючи більш інкорпоровані списки. Водночас правила рейтингу Scopus відображають оцінку на основі різниці між індексом Гірша поточного року та попереднього року випускниками та бізнесом на відповідність ступеню інструктивності адміністрацій потребам ринку праці.

Метою роботи є розробка програмного застосунку для рейтингування ЗВО на основі модифікованих інтелектуальних методів прийняття рішень, які включають PROMETHEE, TOPSIS та нечіткі моделі (fuzzy models). Ця система призначена допомогти магістрам та аспірантам у прийнятті оптимальних рішень, полегшити процес оцінювання ЗВО та визначити вплив параметрів зазначених методів на кінцевий результат.

Метод Fuzzy TOPSIS працює за наступним алгоритмом: перший етап полягає у побудові нормалізованої матриці рішень, де кожна альтернатива оцінюється за всіма критеріями. Другий етап - це побудова зваженої нормалізованої матриці рішень, де нормалізовані значення помножуються на ваги критеріїв, надаючи кожному критерію відповідне значення важливості. На третьому етапі визначаються ідеальне та негативне рішення, які представляють найкращі та найгірші можливі значення для кожного критерію. Четвертий етап включає обчислення міри поділу для кожної альтернативи, що визначає відстань кожної альтернативи від ідеального та негативного рішення. На п'ятому та останньому етапі обчислюється відносна близькість кожної альтернативи до ідеального рішення, що дозволяє ранжувати альтернативи від найкращої до найгіршої [1, 2].

	Quality	International	Pleasure
ЧНУ ім. Петра Могили	12	8	10
КНУ ім. Тараса Шевченка	36	22	20
НУК ім. Макарова	10	4	7
ЛНУ ім. Івана Франка	13	14	14
ХНУ ім. В.Н. Каразіна	20	14	14
НТУ "Харківський політехнічний інститут"	18	14	11
НТУУ "КПІ ім. Ігоря Сікорського"	36	23	24

Calculate 

Best Choice is НТУУ "КПІ ім. Ігоря Сікорського"

НТУУ "КПІ ім. Ігоря Сікорського" with score 1

КНУ ім. Тараса Шевченка with score 0.8715631404886003

ХНУ ім. В.Н. Каразіна with score 0.44699190688025103

ЛНУ ім. Івана Франка with score 0.3768304088749688

НТУ "Харківський політехнічний інститут" with score 0.3758856498889983

ЧНУ ім. Петра Могили with score 0.1656679919764501

НУК ім. Макарова with score 0


Full Calculation Result 

Рисунок 1 – Результат рейтингування ЗВО

Метод PROMETHEE (Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations) є методом багатокритеріального прийняття рішень, який зосереджується на ранжуванні альтернатив та виборі оптимального рішення, базуючись на порівнянні альтернатив за кожним критерієм та обчисленні загальних ранжувальних значень для кожної альтернативи [3]. Процес роботи методу PROMETHEE включає кілька ключових етапів: спочатку відбувається попарне порівняння альтернатив за кожним критерієм для визначення, яка альтернатива переважає над іншою, або яка є менш об'єктивною. Після цього створюється матриця переваг та недоліків, де для кожної пари

альтернатив обчислюються значення переваги та недоліків на основі порівняльних оцінок. Далі задаються вагові коефіцієнти для критеріїв, що вказують на їхню важливість у прийнятті рішення, а потім виконується агрегація значень переваг та недоліків для кожної альтернативи, враховуючи вагові коефіцієнти. На останньому етапі, на основі попередніх обчислень, альтернативи ранжуються відповідно до їхніх загальних ранжувань (рис. 1).

Розроблена система включає оцінювання критеріїв та альтернатив експертами, усереднення оцінок, нормалізацію усереднених оцінок, формування зваженої нормованої матриці рішень, розрахунок відстані кожної альтернативи до нечіткого ідеального та негативного ідеального рішення, визначення коефіцієнту близькості альтернатив і ранжування альтернатив.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Shih, H.-S., Olson, D. L. TOPSIS and its Extensions: A Distance-Based MCDM Approach. Springer, Cham. 2022. 221 p.
2. Afful-Dadzie, E., Nabareseh, S., Afful-Dadzie, A. et al. Erratum to: A fuzzy TOPSIS framework for selecting fragile states for support facility. Qual Quant. 2015. vol. 49, P. 1857. <https://doi.org/10.1007/s11135-014-0115-7>.
3. Zapletal, F. Revised PROMETHEE algorithm with reference values. Cent Eur J Oper Res. 2022. vol. 30. P. 521-545.

УДК 004.8

Галушак М. Ю., Сіденко Є. В.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ПРОГНОЗУВАННЯ АКАДЕМІЧНОЇ УСПІШНОСТІ СТУДЕНТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Прогнозування успішності учнів є одним із невід'ємних завдань у секторі освіти. Існують різні фактори, які можуть вплинути на успішність студентів і які опосередковано впливають на акредитацію університету. Економічний успіх будь-якої країни значною мірою залежить від того, чи стане доступною вища освіта, і це є однією з головних проблем будь-якого уряду. Підтримувати високий рівень навчання в університетах може бути складно через низьку успішність студентів. Широкий спектр досліджень відкритий для вдосконалення системи навчання на основі потреб студентів.

Актуальне питання інтелектуального аналізу даних в освіті відкриває нові можливості дослідження. Методи інтелектуального аналізу даних, які застосовуються в освітній сфері, можна назвати освітнім інтелектуальним аналізом даних. Це процес автоматичного визначення корисної інформації всередині з вихідних даних. Методи машинного навчання в освітньому секторі досліджуються для контролю значущих патернів, які покращують знання студентів, і навчальні заклади прийматимуть рішення на основі цих патернів.

Метою роботи є прогнозування академічної успішності студентів на основі різних алгоритмів машинного навчання, які здатні робити точні прогнози.

Найбільш широко використовувані алгоритми машинного навчання для покращення успішності студентів на початковому рівні та протягом навчального року LinearRegression, Lasso, Ridge, KNeighbors, SVR, DecisionTree, RandomForest, ExtraTrees [1, 2].

Набір даних (рисунок 1), використаний в цьому дослідженні включає в себе бали з трьох іспитів та низку особистих, соціальних та економічних факторів, які можуть впливати на результати іспитів.

	gender	race/ethnicity	parental level of education	lunch	test preparation course	math score	reading score	writing score
0	female	group D	some college	standard	completed	59	70	78
1	male	group D	associate's degree	standard	none	96	93	87
2	female	group D	some college	free/reduced	none	57	76	77
3	male	group B	some college	free/reduced	none	70	70	63
4	female	group D	associate's degree	standard	none	83	85	86
...
995	male	group C	some college	standard	none	77	77	71
996	male	group C	some college	standard	none	80	66	66
997	female	group A	high school	standard	completed	67	86	86
998	male	group E	high school	standard	none	80	72	62
999	male	group D	high school	standard	none	58	47	45

Рисунок 1 – Набір даних

Показник точності алгоритму залежить від вибраного набору атрибутів, тому важливо вибрати релевантні атрибути для покращення результату використаного алгоритму (рис. 2, табл. 1).

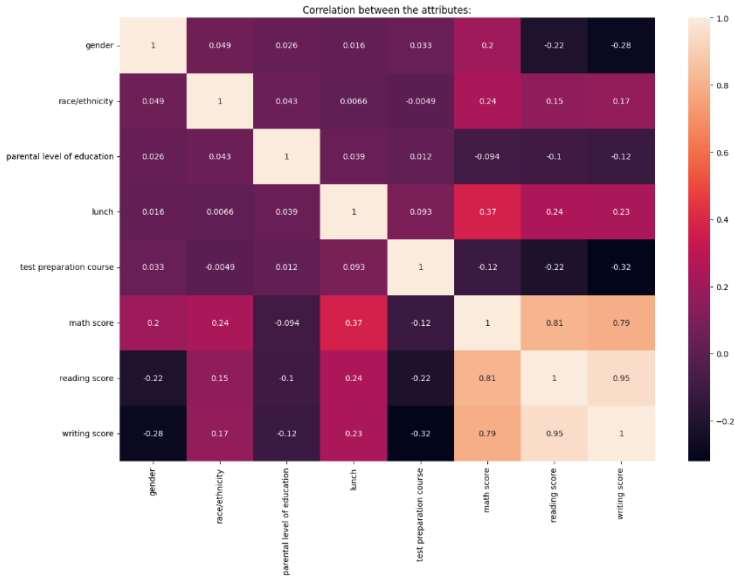


Рисунок 2 – Матриця кореляції атрибутів

Таблиця 1 – порівняння алгоритмів машинного навчання

Назва алгоритму	R2 показник
<i>LinearRegression</i>	0.8740713514754447
<i>Lasso</i>	0.8063651078389092
<i>Ridge</i>	0.8739411770651544
<i>KNeighbors</i>	0.6470255246177321
<i>SVR</i>	0.5951172875032489
<i>DecisionTree</i>	0.7223838281387234
<i>RandomForest</i>	0.8517657684504504
<i>ExtraTrees</i>	0.8509944916656274

Це дослідження показує, що машинне навчання є найбільш використовуваним підходом для підвищення успішності учнів і допомагає вчителям прогнозувати досягнення учнів. Також в дослідженні проведено порівняння різних алгоритмів машинного навчання в прогнозуванні академічної успішності студентів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Juneja, K. Random-Session and K-Neighbour Based Suspected Node Analysis Approach for Cooperative Blackhole Detection in MANET. *Wireless Pers Commun.* 2020. vol. 110. P. 45-68.

2. Kara, M., Atici, K.B., Ulucan, A. Price and Volatility Forecasting in Electricity with Support Vector Regression and Random Forest. Applied Operations Research and Financial Modelling in Energy. Springer, Cham. P. 101-124. https://doi.org/10.1007/978-3-030-84981-8_6.

УДК 004.8

Кіяшко М. С., Давиденко Є. О.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ДОСЛІДЖЕННЯ ШЛЯХІВ ПІДВИЩЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ТА ЕФЕКТИВНОСТІ АВТОМАТИЗОВАНИХ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ЗНАНЬ

Дана доповідь зосереджена на аналізі, розробці та впровадженні новітніх підходів у сфері автоматизованих методів оцінки знань. Метою проекту є виявлення та реалізація стратегій, що забезпечують підвищення продуктивності та ефективності таких систем, з особливим акцентом на адаптивність та персоналізацію в оцінюванні знань студентів.

Детальний огляд існуючих систем автоматизації тестування, таких як Moodle, Blackboard, та Canvas, показав необхідність вдосконалення в таких аспектах, як гнучкість налаштувань, аналітичні можливості, інтеграція з іншими освітніми платформами, та забезпечення більшої інтерактивності з користувачами. Виявлені недоліки та обмеження цих систем стали відправною точкою для подальшого розвитку проекту.

Ключовим елементом в системах оцінки знань є використання клієнт-серверної архітектури. Ця модель дозволяє централізовано управляти даними, забезпечувати їх безпеку, оптимізувати обробку запитів та гарантувати надійність та масштабованість систем. Особлива увага приділяється розвитку методів захисту персональних даних та контролю доступу, а також забезпеченню високої продуктивності системи за рахунок ефективного розподілу ресурсів.

У рамках проекту було розроблено низку алгоритмів для адаптивного оцінювання. Ці алгоритми дозволяють не тільки оцінювати відповіді студентів, але й адаптувати складність тестів залежно від їхнього рівня знань та попереднього досвіду. Такий підхід сприяє підвищенню точності оцінок та створенню більш об'єктивної системи оцінювання.

Інтеграція штучного інтелекту відкриває нові перспективи у створенні та аналізі тестів. Використання алгоритмів ШІ дозволяє автоматизувати процес генерації питань, адаптувати тести до індивідуальних особливостей кожного студента, та навіть прогнозувати їх можливі результати. Це сприяє створенню більш ефективних та персоналізованих освітніх програм.

У доповіді підкреслено значення інноваційних підходів у вдосконаленні систем автоматизованого оцінювання знань. Розробка адаптивних алгоритмів, інтеграція зі штучним інтелектом, та використання клієнт-серверної архітектури відкривають шлях до створення більш ефективних, гнучких та індивідуалізованих навчальних інструментів, які здатні задовольнити вимоги сучасного освітнього середовища.

УДК 004.4'2:373.5

Кисса О. П., Журавська І. М.

*Чорноморський національний університет ім. Петра Могили,
м. Миколаїв, Україна*

ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НА БАЗІ ФРЕЙМВОРКУ DJANGO ДЛЯ ФОРМУВАННЯ НАВИЧОК РОЗВ'ЯЗАННЯ МАТЕМАТИЧНИХ ЗАДАЧ ШКОЛЯРАМИ

Пандемія COVID-19 принесла до нашого світу великі зміни, особливо це торкнулося сфери освіти. Школам терміново довелося переходити на дистанційний формат навчання. Старі методи навчання погано працювали при проведенні дистанційних занять, і багато вчителів не змогли адаптуватися до нової цифрової реальності та перейшли до сектору додаткової освіти. Через зменшення кількості вчителів зменшився час, який приділяється кожному учневі, що вдарило насамперед по практичним навичкам учнів. Це позначилося на результатах національного мультипредметного тесту (НМТ) – так, середній бал з математики на НМТ-2022 був 148,1, то на НМТ-2023 лише 135,4 [1].

Повертаючись до проблеми учнів, хотілося б відзначити, що вони часто роблять помилки в елементарних математичних операціях, навичка вирішення яких має сформуватися на практичних заняттях у школі. Ця проблема була і до пандемії, але перехід на дистанційне навчання лише посилив її. Для формування навички необхідно багаторазово повторювати певні дії. Наприклад, щоб сформувати математичну навичку, вчителю необхідно придумати або знайти

відповідне завдання, яке учень вирішить, а потім вчителю необхідно перевірити це завдання та оцінити, наскільки учень освоїв навичку, що відпрацьовується [2]. Якщо учень не зміг виконати завдання коректно, то доведеться повторити ті самі дії. Така робота складається з рутинних операцій, які можна автоматизувати, створивши інформаційну систему (ІС), що буде сама генеруватиме завдання та перевірятиме правильність їх рішень.



Рисунок 1 – Причини зниження навченості учнів початкової (а) та базової/старшої (б) школи [3]

Актуальність розробки подібної ІС обумовлена проблемами школярів у вирішенні елементарних математичних завдань, проблемами дистанційної освіти, постійним зростанням ринку освітніх онлайн-послуг, а також стратегічними цілями України з цифрової трансформації.

Серед факторів, які негативно впливають на результати навчання учнів в умовах дистанційного навчання, вчителі передусім називають відсутність «живого спілкування»: 73 % вчителів про це відзначили у містах та 78 % у селах – для початкової школи (рис. 1, а), та 61 % та 57 % відповідно – для базової та старшої школи (рис. 1, б).

У ході роботи над даним проектом доцільно використати такі інструменти:

- Visual Studio Code;
- Docker;
- мова програмування Python;
- мова програмування Javascript;
- HTML;
- SCSS.

Практична значимість роботи полягає у створенні ІС на основі онлайн-тренажера, який автоматизує процес відпрацювання математичних навичок у школярів. Цю ІС можуть використовувати батьки школярів для відстеження прогресу навчання, а також індивідуальні репетитори або школи для автоматизації видачі домашніх та практичних завдань. Інформаційно-емпіричною базою цього дослідження стали загальноприйняті методології розробки ІС, алгоритмів та архітектур ІС, а також результати дослідження діяльності існуючих ІТ-компаній у сфері розробки освітніх послуг.

Розробка MVP онлайн-тренажера з математики надасть можливість пришвидшити формування навичок у школярів як базової, так і старшої школи розв'язання математичних задач та підвищить якість їх підготовки до НМТ.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Opendata. Статистичні дані НМТ/основної сесії ЗНО. Український центр оцінювання якості освіти. URL: <https://zno.testportal.com.ua/opendata> (дата звернення: 27.08.2023).

2. Якобюк Л. І. Вивчення впливу дистанційної форми навчання під час пандемії на результати навчання. *Світ науки, культури, освіти*. 2020. № 5. С. 179-181.

3. Статистичні дані 2023. URL: <https://testportal.gov.ua/statystychni-dani/> (дата звернення: 20.08.2023).

МЕТРИКИ АКАДЕМІЧНОЇ УСПІШНОСТІ У ІНФОРМАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ МОНІТОРИНГУ РЕЙТИНГОВИХ БАЛІВ

Метою інформаційної системи моніторингу рейтингових балів є оцінка академічної успішності студентів. На рис. 1 представлена концептуальна модель метрик академічної успішності.



Рисунок 1 – Метрики оцінки академічної успішності

Множина знань та навичок є найважливішим показником академічної успішності. Від цієї метрики залежать всі інші наведені метрики. Крім того, йдеться не лише про безпосередні результати вивчення курсів та набуті «hard skills», а і про розвинуті під час навчання універсальні якості особистості, тобто «soft skills».

Внутрішнє оцінювання передбачає контроль знань з боку університету (наприклад, рейтингові бали). Існують різні системи оцінювання. В Чорноморському національному університеті імені Петра Могили використовується система кредитів ECTS (European Credit Transfer and Accumulation System) та відповідна шкала оцінок. Дана система допомагає узгодити принципи розробки та оцінювання курсів у різних університетах. ECTS робить освітню систему більш прозорою та забезпечує академічну мобільність [1]. Результатами зовнішнього оцінювання вважаються, наприклад, успіхи студентів на олімпіадах та отримання професійних сертифікатів

(«CompTIA A+», «Microsoft Fundamentals»), сертифікати про рівень володіння англійською мовою, тощо). Оцінка знань сторонніми організаціями важлива для підтвердження якості освіти.

Кар'єрні досягнення демонструють здатність студента застосовувати знання на практиці. Також це свідчить про загальний розвиток особистості, професійну етику та високий рівень мотивації. Крім того, отримана багатьма студентами робота за спеціальністю підтверджує актуальність та корисність навчальної програми. Попри наявність очевидної кореляції з якістю освіти дана метрика досить нестабільна та залежить від багатьох факторів. Наприклад, криза на ринку праці через зовнішні обставини може суттєво змінити ситуацію з працевлаштуванням. Тому некоректно робити висновки про академічну успішність лише за кар'єрними досягненнями.

Вмотивованість можна оцінити за активністю студента, тобто наявністю додаткових балів за участь у житті факультету, олімпіадах, конкурсах, тощо. Якщо студенту подобається вчитися, то він вчиться краще. Також якщо навчання дається легко, то студент має позитивне ставлення до отримання освіти. Отже, формування позитивного враження від навчання є складним процесом та оцінюється досить суб'єктивно. Наприклад, в ЧНУ ім. Петра Могили для визначення ставлення студентів до процесу отримання освіти регулярно проводяться відповідні опитування.

Одним з найважливіших показників академічного успіху є наполегливість студента та стабільність рівня зацікавленості навчанням. Завдяки інформаційній системі моніторингу рейтингових балів можливо оцінити зміну рейтингових балів з часом. В будь-яком випадку розрахунки для визначення динаміки академічної успішності передбачають об'єднання різних файлів з рейтингами у одну базу даних з наступною розробкою запитів для обчислення статистичних показників. Важливо вказати яку роль відіграють рейтингові бали серед інших метрик успішності, а отже оцінити об'єктивність та межі застосування отриманих результатів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. European Credit Transfer and Accumulation System (ECTS): European Education Area URL: <https://education.ec.europa.eu/> (дата звернення 26.12.2023).

ДЛЯ ПОДАТКОВ

Тези подано в авторській редакції.

Підп. до друку 30.01.2024.
Формат 60 × 84¹/16.
Гарнітура «Times New Roman».
Ум. друк. арк. 6,28. Обл.-вид. арк. 5,05.