



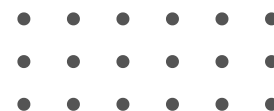
Комп'ютерна
Інженерія



**III ВСЕУКРАЇНСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА
КОНФЕРЕНЦІЯ СТУДЕНТІВ, АСПІРАНТІВ ТА
МОЛОДИХ ВЧЕНИХ
«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ ТА
МЕРЕЖІ»**

***ІКСМ
осінь 2025***

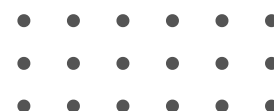
25 ЛИСТОПАДА 2025



KI.WUNU.EDU.UA/CONFERENCE/

ТЕРНОПІЛЬ

2025



ПРОГРАМНИЙ КОМІТЕТ КОНФЕРЕНЦІЇ

Десятнюк О.М., ректор Західноукраїнського національного університету,
д-р економічних наук, професор;
Дивак М.П., д-р технічних наук, професор, проректор з наукової роботи
ЗУНУ;
Березький О.М., д-р технічних наук, професор, професор кафедри
комп'ютерної інженерії Західноукраїнський національний університет;
Семанюк В.З., д-р економічних наук, професор, начальник науково-
дослідної частини Західноукраїнського національного університету
Антощук С.Г., д.т.н, професор, Національний університет «Одеська
політехніка»;
Баловсяк С.В., д.т.н, професор, Чернівецький національний університет
Бармак О.В., д.т.н., професор, Хмельницький національний університет
Батько Ю.М., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;
Винокурова О.А., д.т.н., професор, Львівський національний університет
імені Івана Франка
Возна Н.Я., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний
університет;
Говорущенко Т.О., д.т.н., професор, Хмельницький національний
університет;
Дубчак Л.О., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;
Дунець Р.Б., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка";
Ізонін І.В., д.т.н., доцент, НУ "Львівська політехніка";
Комар М.П., д.т.н, професор, Західноукраїнський національний
університет;
Литвиненко В.І., д.н.т, професор, Херсонський національний технічний
університет ;
Лупенко С.А., д.т.н., професор, Опольський технологічний університет,
Польща;
Ляцинський П.Б., доктор філософії з комп'ютерних наук, НУ "Львівська
політехніка" ;
Мельник Г.М., к.т.н, доцент, Західноукраїнський національний
університет;
Мельникова Н.І., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;
Пелешко Д.Д., д.т.н., професор, Львівський національний університет
імені Івана Франка;
Піцун О.Й., к.т.н. доцент, Західноукраїнський національний університет;
Сельський П.Р., д.м.н., професор, Тернопільський національний
медичний університет імені І. Я. Горбачевського ;
Субботін С.О., д.т.н., професор, Національний університет «Запорізька
політехніка» ;
Теслюк В.М., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;

Тимченко Л.І., д.т.н., професор, Державний університет інфраструктури та технологій;
Цмоць І.Г., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;
Якименко І.З., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;
Яровий А.А., д.т.н., професор, Вінницький національний технічний університет ;
Яцків В.В., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний університет.

ОРГАНІЗАЦІЙНИЙ КОМІТЕТ КОНФЕРЕНЦІЇ

Мельник Г.М. к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет
Піцун О.Й. к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет
Фаєрчук В.В. студент, Західноукраїнський національний університет
Галунька Б.В. студент, Західноукраїнський національний університет
Зінькевич О. В. студентка, Західноукраїнський національний університет
Кіт М. О. студентка, Західноукраїнський національний університет

Метою конференції є представлення та обговорення наукових і практичних результатів, сприяння активізації творчої і інноваційної діяльності студентів, аспірантів і молодих вчених.

Конференція проводиться із залученням Ради Молодих Вчених та Студентського Наукового Товариства ФКІТ ЗУНУ.

III Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ осінь 2025), м. Тернопіль, ЗУНУ, 25 листопада 2025 р. Тернопіль, 2025

Адреса:
Вул. О. Теліги, 8, корпус №6, Тернопіль
URL: <https://ki.wunu.edu.ua/conference/>
e-mail: kistudconference@gmail.com

Тези доповідей подаються за оригіналом рукопису

ЗМІСТ

<i>Березька К. М. , Цимбалюк Л. В.</i>	
Цифрові засоби формування логічного мислення у процесі підготовки до ТЗНК.....	9
<i>Ковтуненко А.Р.</i>	
Мультимодальна висхідна сегментація об'єктів за текстовим запитом.....	11
<i>Андрухів Б.І., Воротній В.А.</i>	
Сучасні технології створення програмних засобів генерування звуків природніх мов	13
<i>Квітень Д.О.</i>	
Алгоритми класифікації режимів енергоспоживання для зниження пікових навантажень в розумному будинку.....	15
<i>Савка А.П.</i>	
Управління портфелем проєктів з використанням засобів штучного інтелекту.....	17
<i>Лука А.В.</i>	
Методи машинного навчання для прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах.....	21
<i>Мороз Ю.П.</i>	
Нейромережева модель глибокого навчання для класифікації мережевих пакетів	24
<i>Шайнюк В.О.</i>	
Прогнозування транспортних потоків за допомогою Інтернету речей та машинного навчання.....	27
<i>Дзядик Б.-Д.Ю</i>	
Інтеграція блокчейн-технології та штучного інтелекту для аналізу великих даних у середовищі Інтернету речей.....	30
<i>Сичов Р.С.</i>	
Модель машинного навчання для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва.....	33
<i>Каравець Р.О.</i>	
Аналіз настроїв в соціальних мережах на основі технологій великих даних	37
<i>Галин В.А.</i>	
Методи динамічного та статичного виявлення аномалій у великих даних.....	39
<i>Горяча І.В.</i>	
Автоматизований підхід до огляду літератури з використанням великих мовних моделей	43
<i>Киричук Д.О.</i>	
Дослідження ефективності застосування Slicing Aided Hyper Inference для виявлення малих об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності.....	45
<i>Гуда Ю.Ю.</i>	
Застосування методів машинного навчання для прогнозування запахів на основі молекулярної структури.....	48
<i>Загрійчук В. І.</i>	
Аналіз способів автоматизації ділової комунікації в організаціях.....	50
<i>Панасюк Н.Р.</i>	
Метод та засоби відлагодження програмного забезпечення для інтелектуальних давачів наземної мобільної робототехнічної платформи	52
<i>Чайківська І.Р.</i>	
Модель та засоби оцінки дизайну ІТ-продуктів.....	55

<i>Гілета А.Р.</i>	
Порівняльний аналіз ефективності гібридної нейронної мережі та класичних алгоритмів машинного навчання у задачі аналізу настрою текстів	57
<i>Білявський В. В.</i>	
Інтелектуально оптичні сенсори для оптимізацію рулонно-офсетного друку.....	61
<i>Туряниця Т. С.</i>	
Аналіз методів досягнення консенсусу в сучасних розподілених системах.....	64
<i>Кришевська В.П.</i>	
Explainable AI у системах виявлення фінансового шахрайства.....	67
<i>Kuzmin S.O.</i>	
Efficient LoRA Tuning of Stable Diffusion for Histopathology Image Synthesis with Pathology Foundation Model Embeddings.....	70
<i>Лящинський П.Б.</i>	
Програмна система автоматичного діагностування раку молочної залози	74
<i>Копія А.В.</i>	
Пошук наборів біомедичних зображень за метаданими	78
<i>Копія А.В.</i>	
Алгоритми анотації гістологічних зображень	79
<i>Новосад В.О.</i>	
Інтелектуальна система управління мікрокліматом на основі алгоритмів машинного навчання.....	81
<i>Басалкевич О.А.</i>	
Архітектура програмного модуля для обчислення накопичування втомного пошкодження у корені лопаті вітрової турбіни	83
<i>Плисюк О.А.</i>	
Аналіз онлайн-відгуків товарів швидкого обороту для формування маркетингових стратегій.....	86
<i>Гешур К. В.</i>	
Методи машинного зору для розпізнавання авіаційної техніки.....	88
<i>Молодько Д.В.</i>	
Метод і засоби нейромережевого прогнозування просторових координат мобільної роботизованої платформи	90
<i>Чепига Р.В.</i>	
Автоматизована система менеджменту кредитних ризиків на основі штучного інтелекту	92
<i>Варвянський А.О., Матіяш Ю.Р.</i>	
Сучасні технології аналізу та опису цитологічних та гістологічних біомедичних зображень	94
<i>Сидоренко О.В.</i>	
Експертні системи у структурах управління авіаційної логістикою.....	97
<i>Berezkyi M. O.</i>	
Modular architecture for metric-based biomedical image comparison	99
<i>Фольварочний Д. А.</i>	
Методи та алгоритми оптимізації складних тривимірних сцен.....	103
<i>Заяць І.В., Звіжинський В.В.</i>	
Аналіз алгоритмів розгортання модулів навчання нейронних мереж на основі засобів MLOps	105

<i>Івасів С. С.</i>	
Інтелектуальна система визначення елементів одягу та їх кольорів на користувацькому зображенні	107
<i>Яворівський Т.З.</i>	
Методи та засоби збору й обробки даних для енергоефективності смарт-підприємств	110
<i>Воротній В.А., Андрухів Б.І.</i>	
Сучасні технології створення автоматизованих систем тестування програмних засобів	112
<i>Кравченко Д.О.</i>	
Продуктивність мультиагентних систем та чинники, що її формують.....	114
<i>Сорочан Н.О.</i>	
Розпізнавання української дактильної абетки засобами штучного інтелекту	116
<i>Стасишин О.В., Носанчук О.О.</i>	
Система збору даних в бездротових мережах з використанням БПЛА.....	118
<i>Соломко М.Т.</i>	
Математична модель оптимізації пропускну здатності мережі на основі методів цілочислового програмування	121
<i>Бадзь В.М.</i>	
Recurrent Neural Networks approach for determining the authorship of English-language texts	125
<i>Сологуб В. Р.</i>	
Параметризація у аналітичних візуалізаційних системах	127
<i>Івануха В.Р.</i>	
Використання мікроконтролерної платформи Arduino у навчальному процесі	132
<i>Зубрович Р.Е., Приходько О.В.</i>	
Алгоритм реконструкції зображень на основі глибоких нейромереж.....	134
<i>Щербина А.Е., Шамановський Б.В.</i>	
Інформаційна технологія для оптимізації планування подорожей на основі штучного інтелекту.....	136
<i>Крайник А. Р.</i>	
Розроблення вебсистеми управління проектами з інтегрованою аналітикою.....	137
<i>Гараздій М. Б.</i>	
Система автоматизованого розпізнавання статі людини з використанням методів машинного зору.....	139
<i>Рудик В.В.</i>	
Алгоритми оптимального формування елементів веб-сторінок на основі машинного навчання.....	141
<i>Соколовський Р. І.</i>	
Методи та інструменти покращення користувацького досвіду в криптовалютних агрегаторах	143
<i>Звіжинський В.В., Заяць І.В.</i>	
Аналіз ефективних технологій розподілу електроенергії в розумному будинку	145
<i>Гема А.В.</i>	
Розробка імітаційної моделі управління групою мобільних роботизованих платформ.	147
<i>Матіяш Ю.Р., Варвянський А.О.</i>	
Аналіз алгоритмів сегментації цифрових кольорових зображень.....	149
<i>Батько Ю.М.</i>	
Web-орієнтована система моніторингу температури на базі Raspberry Pi Pico W.....	151

<i>Богонос Д.С., Павловський Т.М.</i>	
Дифузійні моделі для синтезу цитологічних зображень.....	154
<i>Павловський Т.М., Богонос Д.С.</i>	
Синтез гістологічних зображень на основі дифузійних моделей	156
<i>Мельник Г.М.</i>	
Області застосування мікроконтролерів TinyML рівня.....	158
<i>Захаряк А.О.</i>	
Модель розташування відеокамер спостереження у приміщені.....	161
<i>Сеньків Ю.М.</i>	
Метод інтегрального оцінювання якості наукоємного програмного забезпечення	164
<i>Бернадський М.В., Сорока С.С., Лизун Р.І.</i>	
Формування математичної моделі автоматизованої системи регулювання процесом розділення продуктів окислення при виробництві адипінової кислоти	168
<i>Майкович Т.П., Юзефович В.І.</i>	
Виявлення аномалій у трафіку API-сервісів за допомогою IDS	170
<i>Юзефович В.І.</i>	
Модель оцінювання ризику безпеки мережевих сесій на edge-пристроях.....	172
<i>Пасько В.В., Фольварочний Д.А.</i>	
Продуктивність рендерингу віртуальної реальності при динамічному освітленні	174
<i>Бойко Ю., Говенко В., Возна Н.</i>	
Оптимізація системи автоматичного регулювання процесу абсорбції нітрозних газів ..	176
<i>Політичка А.В.</i>	
Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови «CogniLex»	178
<i>Дериш Б.Б., Олексюк Д.В.</i>	
Гібридний підхід БПЛА–SCADA для прогнозування обслуговування фотоелектричних електростанцій	181
<i>Дериш Б.Б., Олексюк Д.В.</i>	
Класифікація дефектів на основі ANFIS для діагностики лопаток вітрових турбін.....	182
<i>Ватраль М.О.</i>	
Порівняльний аналіз фреймворків розгортання моделей машинного навчання на мікроконтролерах	183
<i>Ватраль М.О.</i>	
Виконання нейронних мереж на енергообмежених комп'ютерних платформах.....	185
<i>Лабунець Ю.Р.</i>	
Реалізація Smart-технології контролю стану заповнення побутового сміттового баку.	187
<i>Майкович Т.П., Квітеня Д.О.</i>	
Підвищення надійності API-сервісів у системах моніторингу енергоспоживання розумного будинку	189
<i>Коваль Н. Р.</i>	
Використання метаданих для передачі знань у життєвому циклі моделей машинного навчання.....	192
<i>Коваль Н. Р.</i>	
Керування еволюцією моделей і знань у розподілених ML-проєктах.....	194
<i>Лукачик В.С.</i>	
Математичне забезпечення системи для управління роботом з використання нечіткої логіки	197
<i>Лукачик В.С.</i>	
Розроблення технічного забезпечення системи управління рухом мобільного робота.	199

<i>Пархомчук Я.І.</i>	
Модель та засоби системи розумного будинку з використанням стохастичних мереж	
Петрі	201
<i>Ділай Р.І.</i>	
Гібридний метод виявлення об'єктів на основі зіставлення ознак зображень.....	203
<i>Дідух Д. Р.</i>	
Модель інтеграції мовних технологій у програмну систему для навчання іноземним мовам.....	205
<i>Бубнюк Н.В.</i>	
Розподілено-робастне управління проєктом енергоспільноти з пуловим та P2P-ринками: кількісний аналіз результатів	207
<i>Черній І.Р.</i>	
Застосування машинного навчання в управлінні закупівельними проєктами для виявлення змовницької поведінки	209

ЦИФРОВІ ЗАСОБИ ФОРМУВАННЯ ЛОГІЧНОГО МИСЛЕННЯ У ПРОЦЕСІ ПІДГОТОВКИ ДО ТЗНК

Вступ. Тест загальної навчальної компетентності (ТЗНК), що входить до Єдиного вступного іспиту, є ключовим інструментом оцінювання аналітичного, критичного й логічного мислення абітурієнтів. За даними Українського центру оцінювання якості освіти, середній бал ТЗНК у 2024 році становив 135 із 200 можливих, що свідчить про недостатню сформованість логічних компетентностей серед випускників [1].

Традиційні підходи до підготовки, орієнтовані на відтворення інформації, не забезпечують розвитку системного мислення. Водночас цифрові технології, зокрема інтелектуальні освітні системи, гейміфікація та адаптивне навчання, відкривають нові можливості для розвитку логічного апарату мислення та когнітивної гнучкості.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є процес цифровізації підготовки до ТЗНК. Предметом – інтелектуальні цифрові засоби розвитку логічного мислення. Метою є аналіз типології сучасних програмних інструментів і розроблення рекомендацій щодо оптимальної стратегії їх застосування в контексті формування логічних компетентностей.

Основний матеріал. Цифрові освітні середовища дедалі частіше інтегрують елементи штучного інтелекту (ШІ), адаптивні алгоритми навчання, гейміфіковані сценарії та аналітичні модулі, що дає змогу створити персоналізований простір розвитку логічного мислення.

1. Адаптивні платформи (Khan Academy, Coursera, edX) – застосовують машинне навчання для формування індивідуальної траєкторії навчання залежно від темпу, прогресу й типових помилок користувача [2]. Технологічна основа – алгоритми колаборативної фільтрації, що аналізують поведінку мільйонів користувачів та знаходять схожі патерни навчання.

2. Тренажери логічного мислення (Lumosity, Peak, Elevate) – реалізують нейропсихологічний підхід до розвитку уваги, пам'яті, швидкості мислення. Вони реалізують концепцію brain plasticity – здатності мозку формувати нові нейронні зв'язки через систематичне тренування.

3. Системи підготовки до ТЗНК (TestPortal, ТЗНК-онлайн, ZNO.osvita.ua) відтворюють формат реального тесту, надають статистику виконання, динаміку балів, типові помилки. Технологічна база – Item Response Theory (IRT), що дозволяє оцінювати не лише правильність відповіді, але й латентні здібності студента.

4. Візуальні інструменти (mind mapping, logic diagrams) – забезпечують структурне моделювання понять, відношень і логічних зв'язків. Візуальні інструменти можна застосувати для ТЗНК при: візуалізації силогізмів (діаграми Ейлера-Венна), моделюванні причинно-наслідкових ланцюжків, структуруванні аргументації тексту, класифікації понять та встановленні ієрархій, аналізі логічних помилок через схематизацію.

5. ШІ-асистенти (ChatGPT, Claude, Copilot) створюють адаптивні пояснення, автоматично генерують вправи з логічних тем, здійснюють семантичний аналіз помилок [3].

ТЗНК складається з трьох блоків: аналітичне читання (40%), логічне мислення (30%), робота з даними (30%) [1, 4]. Блок логічного мислення у структурі ТЗНК охоплює завдання на аналіз аргументів, встановлення причинно-наслідкових зв'язків, виявлення логічних помилок, аналогій, просторових і числових закономірностей [4]. Ефективність формування відповідних умінь значною мірою залежить від типу застосованих цифрових засобів.

Проаналізуємо переваги цифрових засобів у розвитку логіки. Інтерактивність забезпечує активну участь студента у процесі навчання, на відміну від пасивного сприйняття інформації. Миттєвий зворотний зв'язок дозволяє одразу виправляти помилки та усвідомлювати логіку правильного розв'язання. Адаптивність забезпечує оптимальний рівень складності завдань відповідно до актуального рівня підготовки. Гейміфікація, як частина сучасних освітніх систем, активізує внутрішню мотивацію через механізми досягнень, рейтинги, систему балів і сценарії зростання. Доступність надає можливість навчатися у будь-який час та у будь-якому місці.

Аналітика навчання дозволяє відстежувати прогрес та виявляти слабкі місця. Цифрове навчання при цьому стає не лише інструментом підготовки, а й когнітивною симуляцією, яка тренує здатність логічно структурувати думки.

Інтелектуальні освітні системи (IES) базуються на принципах data-driven learning та learning analytics, що дозволяє відстежувати траєкторію студента, моделювати когнітивний профіль і пропонувати персоналізовані завдання. Наприклад, якщо студент систематично помиляється у завданнях на силогізми, система пропонує додаткові вправи саме цього типу з поступовим збільшенням складності. Дослідження показують, що персоналізоване навчання підвищує ефективність на 25-30% порівняно з традиційним [5]. ШІ-асистенти можуть пояснювати логіку розв'язання у діалоговому режимі, адаптуючи пояснення до рівня розуміння студента.

Але цифровізація має свої обмеження та ризики. Цифрові тренажери часто фокусуються на швидкості розв'язання завдань, ігноруючи розуміння глибинних логічних принципів. Цифрова залежність може зменшувати здатність до самостійного мислення.

Рекомендовані стратегії застосування:

- змішане навчання. Воно поєднує онлайн-тренування з офлайн-рефлексією та обговоренням;
- принцип поступовості: від простих вправ до комплексних завдань, від керованого навчання до самостійної роботи;
- рефлексивна практика: після розв'язання завдань важливо аналізувати не лише правильність відповіді, але й логіку міркувань;
- групове навчання. Такий підхід в онлайн-форматі через форуми та чати дозволяє обговорювати різні підходи до розв'язання;
- регулярність навчання. Вона є важливішою за тривалість: краще щоденні 20-хвилинні сесії, ніж епізодичні багатогодинні марафони.

Висновки.

1. Цифрові засоби навчання володіють значним потенціалом для формування логічного мислення завдяки інтерактивності, персоналізації, миттєвому зворотному зв'язку та можливостям адаптації до індивідуальних потреб студента. У контексті підготовки до ТЗНК вони забезпечують практику розв'язування завдань, наближених до реального тесту.

2. Ефективність цифрових інструментів залежить не від технології самої по собі, а від педагогічно обґрунтованої методики їх застосування. Найкращі результати дає змішане навчання, що поєднує цифрові тренажери з традиційними методами розвитку критичного мислення.

3. Штучний інтелект відкриває нові можливості для персоналізації навчання, проте не може повністю замінити людського наставника у формуванні глибинного розуміння логічних принципів та розвитку рефлексивного мислення.

4. Для успішної підготовки до ТЗНК рекомендується комплексний підхід: використання спеціалізованих тренажерів для відпрацювання швидкості розв'язання, ШІ-асистентів для персоналізованих пояснень, інструментів візуалізації для структурування знань та традиційних методів для розвитку глибинного розуміння логіки.

Список літератури

1. Український центр оцінювання якості освіти. Звіт про результати ТЗНК 2024 року. Київ: УЦОЯО, 2024. 45 с.
2. Биков В. Ю. Цифрова трансформація суспільства і розвиток комп'ютерно-технологічної платформи освіти і науки України. Інформаційні технології і засоби навчання, 2020. Т. 79, № 5. С. 1-26.
3. Спірін О. М., Вакалюк Т. А. Використання систем штучного інтелекту в освітньому процесі. Інформаційні технології і засоби навчання, 2023. Т. 95, № 3. С. 15-32.
4. Березька К.М. Логіка: підготовка до ТЗНК. Навчальний посібник. Тернопіль: ЗУНУ, 2025. 250 с.
5. Войтович І. С., Мегем О. М. Адаптивні технології навчання у вищій школі. Вісник Черкаського університету. Серія: Педагогічні науки, 2022. № 1. С. 21-28.

МУЛЬТИМОДАЛЬНА ВИСХІДНА СЕГМЕНТАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ ЗА ТЕКСТОВИМ ЗАПИТОМ

Вступ. Класичні методи сегментації з фіксованою кількістю класів (closed-set) досягли вражаючих успіхів. Такий підхід задовольняє більшість потреб і методи стають state of the art на загальновизнаних наборах даних для порівняння. Проте архітектурна залежність від фіксованої кількості класів обмежує їх перевикористання у реальному світі, де варіацій об'єктів для пошуку безліч. Вони можуть взаємодіяти між собою, мати просторово-семантичні зв'язки, які моделі необхідно враховувати. Такі задачі зумовили необхідність переходу до парадигми open-set методів, де кількість класів не є фіксованою і може бути заданою текстовим запитом довільної форми. На відміну від класичного closed-set підходу, open-set дозволяє враховувати атрибути, дії або часткову належність. Така гнучкість саме дозволяє враховувати просторово-семантичний контекст.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процес постобробки результатів висхідної (bottom-up) сегментації. Предмет дослідження – алгоритм зіставлення знайдених центрів та відстаней від обмежувальної рамки. Головна мета даного дослідження полягає в покращенні bottom-up алгоритму для виділення окремих екземплярів об'єктів.

Основний матеріал. Поява CLIP [1] та подальший розвиток мультимодальних моделей, таких, як SAM [2], демонструють потенціал архітектур, у яких запит можна описати природною мовою. Наш метод InstanceCLIPSeg [3] видає карту центрів об'єктів, які були знайдені за текстовим запитом, і карти відстаней для кожного пікселя, що належить об'єкту, від кожної з чотирьох границь його обмежувальної рамки. У попередній роботі ми використовували кластеризацію для постобробки. Такий підхід працював, проте не завжди давав задовільні результати. Було запропоновано наступні покращення. Знаючи центри об'єктів і відстані до границь, можна розрахувати обмежувальні рамки. Для цього від координат пікселів потрібно відняти або додати отримані відстані, залежно від осей координат. Значення пікселів довкола центру визначають координати обмежувальної рамки з відповідного боку. Через можливий зашумлений вихід мережі ми беремо не лише значення в центрі, а також враховуємо значення довкола нього. Далі відбувається поступове розширення регіону від центру. Для цього ми враховуємо зв'язність пікселів і їх значення з допустимим відхиленням, що задається. На рисунку 1 зліва направо наведено приклад вхідного зображення, знайдених центрів і чотирьох карт відстаней до обмежувальної рамки за текстовим запитом – a photo of a carrot.

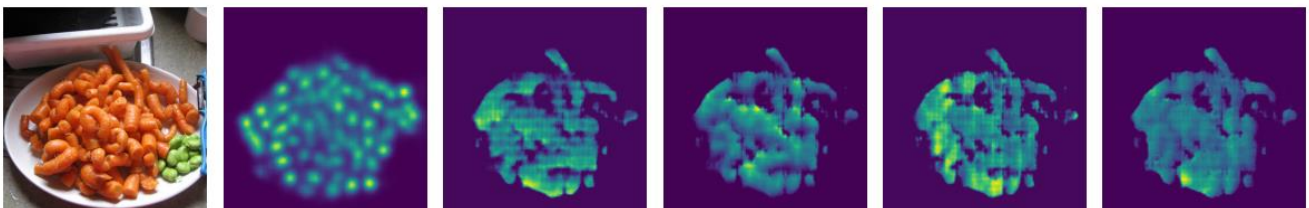


Рисунок 1 – Результат роботи мережі

Як видно з рисунка, частина моделі, яка прогнозує відстані, на такому зображенні видала результат з проміжками, що вплинуло на подальший результат постобробки (рис. 2-3). На рисунку 2 показані результати пошуку об'єктів на кожному з чотирьох каналів карт відстаней. Це зроблено для того, щоб була змога краще відділяти об'єкти один від одного, бо з певної сторони їх границі можуть бути чіткішими. Для передбачення верхнього краю від координати сітки віднімається перший канал карти відстаней, для нижнього – додається другий канал, для лівого – віднімається третій канал і для правого – додається четвертий канал.

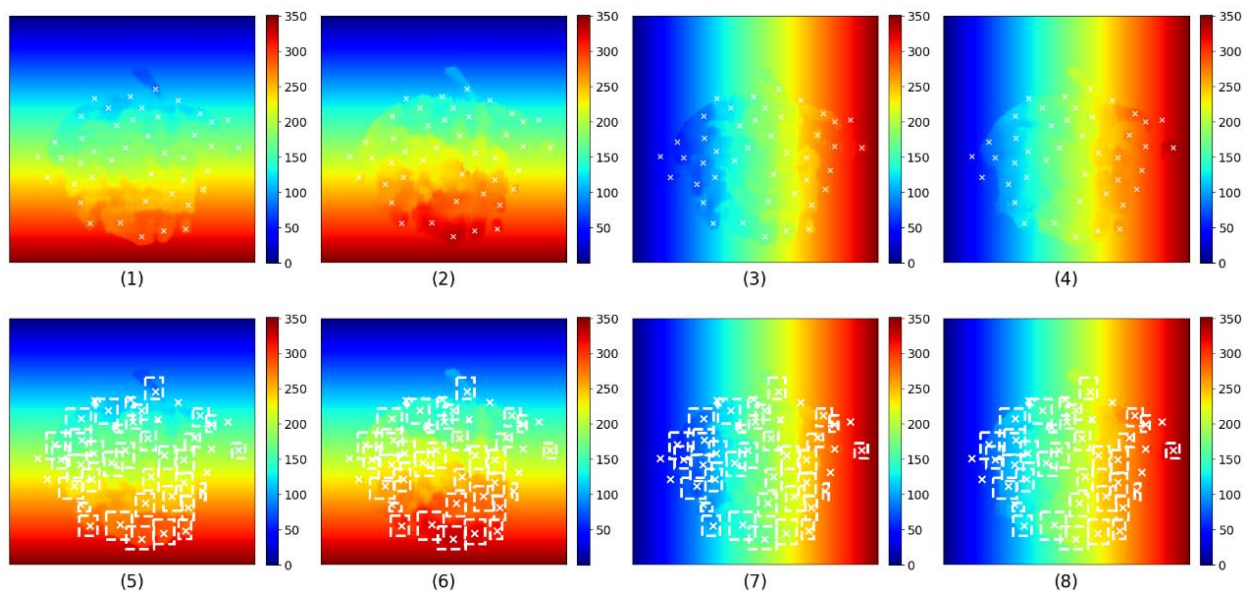


Рисунок 2 – Знаходження об'єктів за передбаченими відстанями до їхніх країв (1-4) та обчислення їх обмежувальних рамок (5-8)

На рисунку 3 наведено остаточний результат виділення екземплярів із зображення за текстовим запитом за допомогою покращеного методу постобробки.



Рисунок 3 – Результат розбиття знайдених об'єктів на окремі екземпляри

Висновки. У роботі запропонований удосконалений метод постобробки для моделі InstanceCLIPSeg, який, на відміну від попереднього підходу, використовує аналіз карт відстаней та адаптивне розширення регіонів від центрів об'єктів. Розроблений алгоритм зменшує вплив шуму у передбаченнях мережі шляхом врахування просторової зв'язності пікселів та допустимих відхилень під час формування остаточного результату. Результати підтвердили здатність методу до розділення екземплярів.

Список літератури

1. Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., ... & Sutskever, I. (2021, July). Learning transferable visual models from natural language supervision. In *International conference on machine learning* (pp. 8748-8763).
2. Kirillov, A., Mintun, E., Ravi, N., Mao, H., Rolland, C., Gustafson, L., ... & Girshick, R. (2023). Segment anything. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision* (pp. 4015-4026).
3. Mashtalir, S. V., & Kovtunencko, A. R. (2025). Improved segmentation model to identify object instances based on textual prompts. *Вісник сучасних інформаційних технологій*, 8(1), 54-66.

СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ СТВОРЕННЯ ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ГЕНЕРУВАННЯ ЗВУКІВ ПРИРОДНИХ МОВ

Вступ. У сучасному інформаційному суспільстві обробка природної мови стала ключовим напрямом розвитку штучного інтелекту. Зростання обсягів цифрових текстових даних у наукових, освітніх та комерційних сферах зумовлює потребу в автоматизованих системах, здатних не лише аналізувати, а й генерувати мовні конструкції, максимально наближені до людського стилю. Генерація природної мови на основі текстових файлів відкриває нові можливості для створення інтелектуальних помічників, автоматизованого перекладу, адаптивних навчальних систем та інструментів для креативних індустрій. Актуальність теми визначається також необхідністю забезпечення високої якості синтезованого тексту, що включає граматичну правильність, семантичну узгодженість та стилістичну природність. Використання сучасних методів машинного навчання, зокрема трансформерних архітектур, дозволяє досягати результатів, які ще кілька років тому здавалися недосяжними. Таким чином, дослідження технологій генерації природної мови є важливим кроком у формуванні нової парадигми взаємодії людини з інформаційними системами [1].

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – технології розробки програмного забезпечення. Предмет дослідження – алгоритми автоматизованого тестування програмного забезпечення. Головна мета дослідження полягає в вивченні сучасних технологій, що забезпечують ефективне створення автоматизованих систем тестування програмних засобів. При цьому дослідити архітектурні підходи, інструменти та методи, які дозволяють інтегрувати тестування у процес розробки без втрати продуктивності.

Основний матеріал. Генерація природної мови є складовою галузі обробки природної мови, яка спрямована на створення текстів, що відповідають граматичним, семантичним і прагматичним нормам людської комунікації. В основі сучасних технологій лежить використання машинного навчання, зокрема глибинних нейронних мереж, що дозволяють моделювати складні залежності між словами, контекстами та дискурсами.

Перші підходи до генерації тексту базувалися на правилах та шаблонах. Вони дозволяли створювати граматично правильні речення, але були обмежені у варіативності та стилістичній гнучкості. Згодом з'явилися статистичні моделі, які використовували ймовірнісні розподіли для передбачення наступного слова у послідовності. Однією з базових формул, що описує ймовірність послідовності слів, є:

$$P(w_1, w_2, \dots, w_n) = \prod_{i=1}^n P(w_i | w_1, \dots, w_{i-1})$$

Ця формула відображає принцип ланцюгової залежності, який лежить в основі мовних моделей [2].

Застосування рекурентних нейронних мереж стало важливим етапом у розвитку генерації тексту. RNN здатні враховувати контекст попередніх слів, що забезпечує більш природне формування речень. Проте їхнім недоліком є проблема довготривалих залежностей, коли інформація з початку тексту втрачається при обробці довгих послідовностей. Для вирішення цієї проблеми були запропоновані архітектури LSTM та GRU, які дозволяють утримувати інформацію на довгих інтервалах.

Справжнім проривом стали трансформери [3]. Їхня ключова особливість полягає у механізмі самоуваги, який дозволяє моделі враховувати залежності між будь-якими словами в тексті незалежно від їхньої позиції. Формально механізм уваги описується як:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

де Q , K , V – матриці запитів, ключів та значень, а d_k – розмірність простору ключів. Завдяки цьому підходу трансформери здатні ефективно моделювати складні семантичні зв'язки.

На основі трансформерів були створені великі мовні моделі, такі як GPT, BERT, T5. Вони навчаються на масштабних корпусах текстів, що дозволяє їм відтворювати різноманітні стилі та жанри. Генерація тексту з використанням LLM відзначається високою якістю, проте потребує значних обчислювальних ресурсів. Важливим аспектом є також питання етичності та контролю за контентом, адже моделі можуть відтворювати упередження, присутні у навчальних даних.

Відтворення природної мови на основі великих текстових наборів даних передбачає багаторівневу та систематичну підготовку даних, що забезпечує коректність подальшого моделювання. На початковому етапі здійснюється токенизація, яка полягає у формальному розбитті тексту на елементарні одиниці, зокрема слова, підслова або символи, залежно від обраної архітектури моделі. Цей процес є критично важливим, оскільки визначає спосіб подання мовних структур у вигляді дискретних послідовностей, придатних для машинної обробки. Після токенизації виконується нормалізація, що охоплює усунення варіативності написання, гармонізацію регістру, стандартизацію пунктуації та усунення шумових елементів. Нормалізаційні процедури покликані зменшити ентропію вхідних даних та забезпечити стабільні характеристики для подальшого навчання. Лематизація, яка є завершальною фазою лінгвістичного препроцесингу, спрямована на приведення словоформ до їх базових лексичних представлень. Вона знижує морфологічну розрізненість та сприяє формуванню більш узагальнених мовних патернів.

Текстові набори у цьому контексті функціонують як базові джерела навчальних вибірок, формуючи основу емпіричних даних, на яких моделі набувають статистичних мовних закономірностей. Вони використовуються не лише для первинного навчання, а й для подальшої адаптації моделей до спеціалізованих доменів, що дає змогу підвищити точність і релевантність генерованих висловлювань у контекстах із вузькою тематичною спрямованістю.

Застосування концепції transfer learning відіграє ключову роль у сучасних методах опрацювання природної мови, оскільки дає змогу використовувати знання, набуті моделлю під час попереднього навчання на великих узагальнених корпусах, для розв'язання нових задач. Такий підхід значно скорочує час і обчислювальні ресурси, необхідні для досягнення високої продуктивності на нових вибірках, оскільки модель не потребує повного перенавчання з нуля.

Подальший розвиток технологій генерації природної мови пов'язаний із вдосконаленням архітектур, оптимізацією обчислювальних процесів та інтеграцією мультимодальних даних (текст, зображення, аудіо). Важливим напрямом є також створення моделей, здатних до пояснюваності та контролю, що дозволить уникати небажаних результатів і забезпечувати відповідність етичним стандартам.

Висновки. Генерація природної мови на основі текстових файлів є однією з найдинамічніших сфер сучасного штучного інтелекту. Вона пройшла шлях від простих шаблонних систем до складних трансформерних архітектур, здатних моделювати багатовимірні семантичні зв'язки. Використання великих мовних моделей забезпечує високу якість текстів, проте ставить нові виклики у сфері етики, ресурсозатратності та контролю.

Список літератури

1. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., et al. (). Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 2022, 1877–1901.
2. Touvron, H., Martin, L., Stone, K., et al. LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models. *arXiv preprint arXiv:2302.13971*.
3. Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., et al. Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. *Journal of Machine Learning Research*, 21(140), 2020, 1–67.

АЛГОРИТМИ КЛАСИФІКАЦІЇ РЕЖИМІВ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ДЛЯ ЗНИЖЕННЯ ПІКОВИХ НАВАНТАЖЕНЬ В РОЗУМНОМУ БУДИНКУ.

Вступ. Війна в Україні створила серйозні виклики для енергосистеми - зростання навантаження, аварійні відключення та потреба у віялових обмеженнях змусили шукати нові підходи до керування споживанням. У відповідь на ці проблеми було розроблено IoT-платформу CONNECT - веборієнтовану систему моніторингу побутових пристроїв, яка здійснює автоматичну класифікацію режимів енергоспоживання та дозволяє користувачам в реальному часі контролювати навантаження, знижуючи пік споживання завдяки аналітиці й алгоритмічному визначенню активності приладів.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – режими енергоспоживання побутових пристроїв у розумному будинку.

Предмет дослідження – алгоритми класифікації режимів енергоспоживання та їх інтеграція в IoT-систему для зниження пікових навантажень.

Мета дослідження – розробити та реалізувати алгоритмічну модель класифікації режимів енергоспоживання пристроїв у розумному будинку з метою оптимізації навантаження на електромережу та підвищення енергоефективності.

Основний матеріал. Платформа CONNECT реалізує підхід до автоматизованого моніторингу та класифікації режимів енергоспоживання побутових пристроїв у розумному будинку. Система забезпечує збір телеметричних даних, зберігання показників у базі даних, визначення режиму споживання та візуалізацію результатів у вебінтерфейсі. Такий підхід дозволяє знизити пікові навантаження на мережу, а також забезпечити гнучке реагування на зміну енергетичних умов, що особливо актуально в умовах воєнного часу.

Архітектура рішення побудована на основі клієнт-серверної моделі. Серверна частина (Laravel) приймає телеметрію через REST API, зберігає її у базі даних MySQL та визначає режим роботи пристрою за допомогою алгоритму класифікації. Клієнтська частина (Vue.js) запитує дані через API, будує графіки за допомогою Chart.js та відображає режим енергоспоживання.

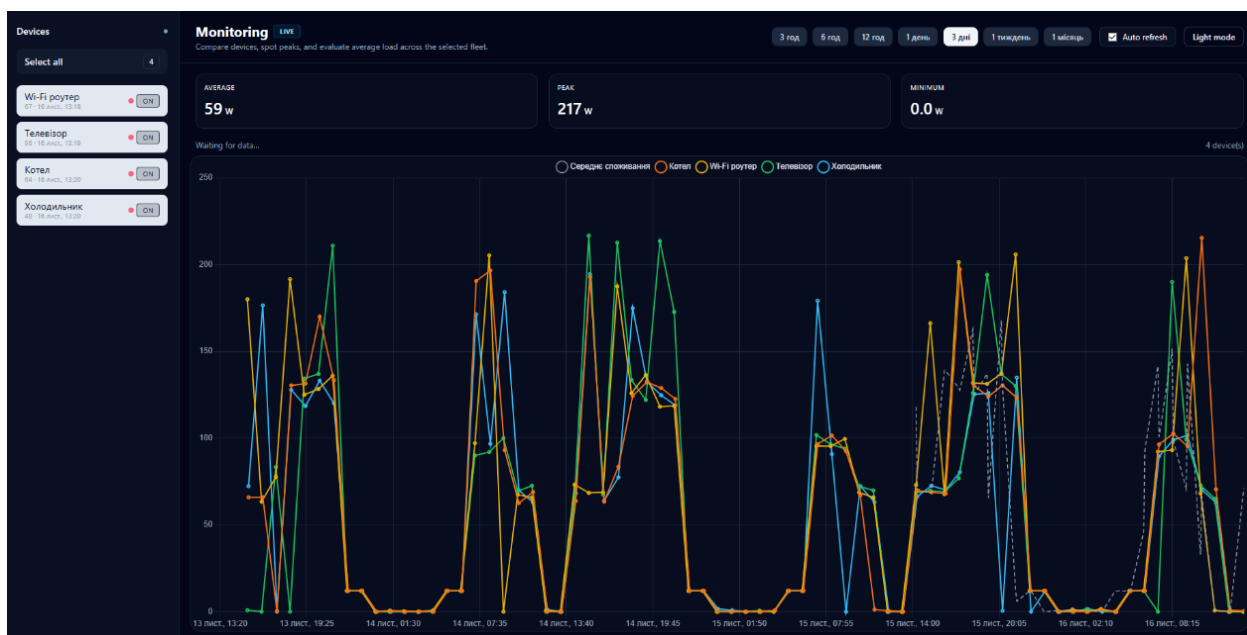


Рисунок 1 – Графік моніторингу режимів енергоспоживання пристрою в системі CONNECT

Платформа підтримує класифікацію режимів на основі показника потужності (power_w), використовуючи наступні порогові значення:

- Off - < 30 Вт;
- Idle - 30–120 Вт;
- Active - 120–900 Вт;
- Peak - > 900 Вт.

Ці режими автоматично визначаються та зберігаються в таблиці показників. На основі цього значення в UI відображається поточний стан пристрою, що дозволяє користувачеві оперативно реагувати на перевантаження чи неефективне споживання.

У таблиці 1 наведено Порівняння можливостей системи CONNECT з іншими рішеннями.

Таблиця 1 - Порівняння можливостей системи CONNECT з іншими рішеннями

Програмна система	Моніторинг пристроїв	Автокласифікація режимів	Веб-інтерфейс	Графіки	Генерація тестових даних	Підтримка IoT
CONNECT (розроблена)	+	+	+	+	+	+
SmartThings (Samsung)	+	-	+	+	-	+
TP-Link Tapo	+	-	+	-	-	+
Home Assistant	+	(через плагін)	+	+	(через плагін)	+
Google Home	+	-	+	-	-	+

CONNECT відрізняється від наявних рішень тим, що поєднує простий користувацький інтерфейс, автоматичну класифікацію режимів та можливість тестування без фізичних пристроїв. Це робить систему придатною як для повсякденного використання, так і для демонстрацій або освітніх цілей. Завдяки реалізації в архітектурі REST API, система може бути легко масштабована або інтегрована з іншими сервісами розумного будинку.

Висновки. У рамках дослідження було розроблено функціональну IoT-платформу CONNECT, яка дозволяє автоматично класифікувати режими енергоспоживання побутових пристроїв та візуалізувати динаміку їхньої роботи у реальному часі. Застосування розробленого алгоритму класифікації на основі порогових значень потужності дало змогу впровадити простий і ефективний підхід до виявлення пікових навантажень та управління ними.

Платформа має перевагу над багатьма існуючими рішеннями завдяки поєднанню таких компонентів, як REST API, гнучкий вебінтерфейс, інтеграція з IoT-пристроями та підтримка симуляції даних. Умови воєнного часу в Україні лише підсилюють актуальність таких систем, оскільки вони сприяють більш ефективному використанню енергії та зменшенню ризику перевантаження електромережі.

Подальший розвиток платформи може включати використання більш складних алгоритмів машинного навчання для прогнозування режимів, а також інтеграцію з системами автоматичного керування навантаженням.

Список літератури

1. Siano, P. (2014). Demand response and smart grids-A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461–478.
2. han, R., Rehmani, M. H., & Reisslein, M. (2020). Cognitive Radio for Smart Grids: Survey of Architectures, Spectrum Sensing Mechanisms, and Networking Protocols. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(1), 860–898.
3. Hassan, S., Gillani, S., & Yousaf, M. (2021). Real-time energy monitoring and anomaly detection using IoT in smart homes. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12, 3229–3241.

УПРАВЛІННЯ ПОРТФЕЛЕМ ПРОЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Вступ. Складність екосистеми кіноіндустрії [1] створює значні виклики для ефективного портфельного менеджменту, який є вирішальним для забезпечення стабільної прибутковості та зростання. Портфельний менеджмент охоплює процеси вибору та управління сукупністю фінансових активів задля досягнення конкретних інвестиційних цілей [2]. Для дистриб'юторів кінопродукції це означає необхідність приймати обґрунтовані рішення щодо інвестування в ті чи інші кінопроекти, збалансовуючи потенційні прибутки та різноманітні ризики. Точні прогнози касових зборів є фундаментом для таких рішень, проте традиційні методи, що покладаються на експертні оцінки, часто нездатні врахувати неоднозначний вплив знаменитостей на успіх фільму.

Крім того, дані в кіноіндустрії мають асиметричний характер: незначна кількість фільмів генерує надвисокі доходи, тоді як більшість залишається неприбутковою, що суттєво ускладнює прогнозування. Для успішної роботи в такому динамічному середовищі необхідно застосовувати передові методології, здатні комплексно розв'язувати ці проблеми.

Чимало дослідників розглядали управлінські проблеми в медійному ланцюгу постачання, включно з кіноіндустрією, з метою оптимізації різноманітних процесів, як-от планування рекламних кампаній, прогнозування відвідуваності кінотеатрів та розробка систем рекомендацій фільмів на основі вподобань аудиторії [3]. Однак однією з ключових проблем, якій не приділялося належної уваги в попередніх наукових дослідженнях, є оптимізація інвестиційного портфеля дистриб'юторів кінопродукції.

З огляду на високу конкуренцію та динамічність кіноіндустрії, впровадження ефективних стратегій портфельного менеджменту є не просто бажаною, а життєво необхідною умовою для дистриб'юторів, що прагнуть максимізувати прибутки та водночас мінімізувати ризики. Це вимагає не лише фінансових розрахунків, а й глибокого розуміння та прогнозування глядацьких уподобань, на які дедалі більше впливають такі чинники, як цифрові технології, зміни у споживчій поведінці та зовнішні події, наприклад пандемія COVID-19 [4].

Постановка задачі. Проведений комплексний аналіз предметної області та існуючих методів управління портфелем проєктів виявив низку фундаментальних проблем, які перешкоджають ефективному ухваленню інвестиційних рішень у кіноіндустрії. По-перше, класичні фінансові моделі виявляються неефективними через неможливість точного апіорного прогнозування грошових потоків. По-друге, якісні та скорингові методи страждають від високого ступеня суб'єктивності та упередженості експертних оцінок. По-третє, існуючі підходи не пропонують дієвого інструментарію для роботи з екстремальною асиметричністю даних, що є іманентною властивістю ринку. Нарешті, більшість моделей зосереджені на одному критерії (зазвичай, фінансовому), ігноруючи необхідність врахування багатогранних стратегічних цілей та індивідуальних уподобань інвестора. Ця сукупність невирішених питань формує значну науково-практичну прогалину та обумовлює необхідність створення нової, інтегрованої методології.

Мета дослідження полягає у підвищенні ефективності процесу формування портфеля проєктів у кіноіндустрії через інтеграцію моделей машинного навчання та багатокритеріального аналізу для прийняття оптимальних управлінських рішень, що допоможе інвестиційним компаніям упевнено та успішно орієнтуватися в цьому складному середовищі. Об'єктом дослідження є процес формування та оптимізації портфеля кінопроектів для дистриб'юторських компаній. Предметом дослідження є методи інтелектуального аналізу даних та багатокритеріальної оптимізації для управління портфелем проєктів у кіноіндустрії.

Основний матеріал. Ключовим завданням для дистриб'юторів є забезпечення прибутковості проєктів, у які вони інвестують. Варто зазначити, що в більшості випадків,

особливо в кіноіндустрії, прогнозування рентабельності проєкту стає складним завданням через взаємозв'язок численних чинників у цій сфері. Одним із чинників, що може впливати на прибутковість кінопроєкту, є участь у ньому знаменитостей (наприклад, акторів, сценаристів та режисерів). Присутність відомих особистостей суттєво впливає на рішення споживачів. Безумовно, залучення кожної знаменитості до кінопроєкту може слугувати додатковим стимулом для глядачів і, як наслідок, призвести до збільшення прибутку для дистриб'юторів.

Навіть якщо прибутковість проєктів гарантована, дистриб'юторам все одно доводиться вирішувати, які з них варто включити до свого портфеля. Проте рентабельність – не єдиний ключовий чинник при формуванні портфеля в кіноіндустрії. Кожен дистриб'ютор має власні вподобання, що ґрунтуються на попередньому досвіді чи особистих очікуваннях.

З огляду на описану вище проблематику, виникають такі дослідницькі питання:

- Як можна спрогнозувати прибутковість кінопроєкту?
- Як виміряти вплив знаменитостей на прибутковість кінопроєкту?
- Як дистриб'ютору ефективно сформувати портфель кінопроєктів?
- Як врахувати вподобання дистриб'ютора в процесі ухвалення рішень?

Щоб надати відповіді на ці питання, в роботі запропоновано підхід оптимізації на основі даних для управління портфелем дистриб'юторів кінопродукції. При цьому було враховано кілька припущень, а саме:

- невизначеність відсутня, а всі параметри є дискретними величинами;
- протягом усього дослідження бюджет дистриб'ютора та характеристики проєктів залишаються незмінними;
- єдиною мотивацією дистриб'ютора для інвестування в проєкт є його прибутковість.

Рисунок 1 ілюструє етапи запропонованого підходу.



Рисунок 1 – Схема підходу управління портфелем на основі даних в кіноіндустрії

Для формування оптимального портфеля для дистриб'юторів кінопродукції вкрай важливо знати, який прибуток принесе кожен проєкт. У цьому дослідженні за допомогою найбільш відповідної моделі машинного навчання буде спрогнозовано обсяг касових зборів для кожного кінопроєкту. На рисунку 2 зображено кроки, необхідні для прогнозування касових зборів.

Як і в будь-якій іншій сфері, дистриб'ютори в кіноіндустрії мають власні вподобання щодо проєктів, які вони готові включити до свого портфеля. У цьому дослідженні для розрахунку коефіцієнта пріоритетності кожного проєкту для дистриб'юторів використовується комбінація методів BBWM та WASPAS. На рисунку 3 представлено етапи запропонованого підходу для обчислення цього показника.



Рисунок 2 – Етапи процесу прогнозування касових зборів

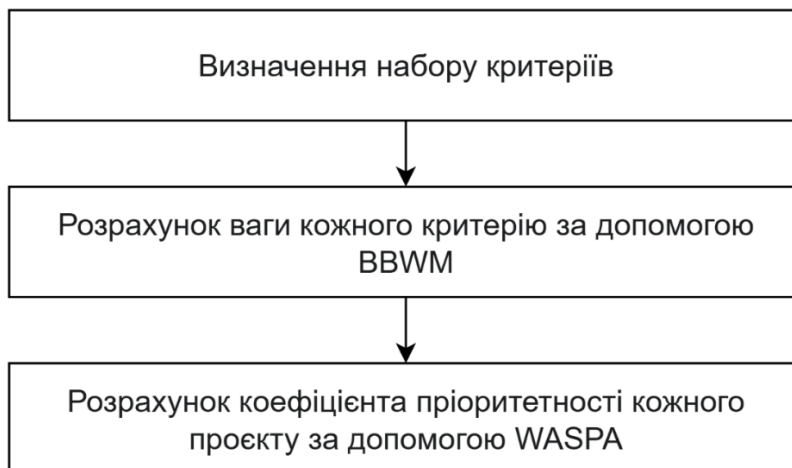


Рисунок 3 – Етапи розрахунку коефіцієнта пріоритетності кожного фільму за допомогою MADM

Спираючись на результати, отримані на попередніх етапах, а саме прогнозування касових зборів та визначення коефіцієнта пріоритетності кожного фільму для дистриб'ютора, розроблено математичну оптимізаційну задачу для формування оптимального портфеля.

$$\text{Max } Z_1 = (1 - T)R \quad (1)$$

$$\text{Max } Z_2 = \sum_{i=1}^n u_i x_i \quad (2)$$

За умов:

$$R = \sum_{i=1}^n (S_i - C_i) x_i \quad (3)$$

$$T = \sum_{b=1}^m t_b y_b \quad (4)$$

$$\sum_{b=1}^m t_b y_b = 1 \quad (5)$$

$$P_{b-1}y_b - M(1 - y_b) \leq R \leq P_b y_b + M(1 - y_b) \forall b \in \{1, 2, \dots, m\}, P_0 = 0 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n C_i x_i \leq B \quad (7)$$

$$x_i, y_j \in \{0, 1\} \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, b \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (8)$$

Перша цільова функція цієї моделі полягає в максимізації сукупного прибутку дистриб'ютора. Ця мета математично виражена в рівнянні (1), де R – це прибуток компанії до оподаткування, а T – ставка податку. Друга цільова функція, проілюстрована в рівнянні (2), спрямована на максимізацію сукупної пріоритетності портфеля дистриб'ютора. Коефіцієнт пріоритетності кожного проєкту (u_i) визначається за допомогою гібридної техніки MADM.

Прибуток компанії (R) розраховується в рівнянні (3), де S_i та C_i позначають доходи та витрати i -го кінопроєкту відповідно. Тут x_i є бінарною змінною, що дорівнює 1, якщо i -й кінопроєкт включено до портфеля дистриб'ютора, і 0 в іншому випадку.

Модель враховує прогресивну систему оподаткування. Рівняння (4) обчислює ставку податку компанії на основі категорії прибутку, до якої вона потрапляє. У цьому контексті t_b позначає ставку податку для категорії y_b – бінарна змінна, що дорівнює 1, якщо рівень прибутку потрапляє в категорію b , і 0 в іншому випадку. Рівняння (5) забезпечує, що прибуток може належати лише до однієї податкової категорії.

Обмеження (6) визначає податкову категорію компанії. У цій нерівності M – це достатньо велике число, що гарантує, що коли прибуток перебуває в діапазоні від P_b до P_{b-1} , змінна y_b набуває значення один, а в іншому випадку – нуль.

Запропонована модель обмежується нерівністю (7), яка встановлює, що сукупна вартість відібраного портфеля не повинна перевищувати наявний бюджет дистриб'ютора, де C_i – вартість проєкту i .

Висновки. Запропоновано дворівневий підхід: на першому етапі за допомогою алгоритмів класифікації всі проєкти розподіляються на три класи за потенційним рівнем доходу, а на другому – для кожного класу будується індивідуальна регресійна модель для точного прогнозування числового значення. Запропоновано підхід оцінки пріоритетності проєктів, який дозволяє формалізувати та врахувати суб'єктивні стратегічні переваги дистриб'ютора. Створено двокритеріальну оптимізаційну модель для формування збалансованого портфеля кінопроєктів. Розроблена модель математичного програмування дозволяє відібрати такий набір проєктів, який одночасно максимізує дві цільові функції: (1) сукупний очікуваний прибуток, розрахований на основі прогнозів моделі машинного навчання, та (2) сукупний коефіцієнт пріоритетності, визначений за допомогою MADM-моделі. Модель враховує реалістичні обмеження, зокрема загальний бюджет компанії та прогресивну систему оподаткування.

Список літератури

1. Nurimbetov, R., Metyakubov, A. Advanced housing fund management system as a tool for improving delivery of municipal services on client satisfaction. *PalArch's Journal of Archaeology of Egypt/Egyptology*. 2020. Vol. 17(6). Pp. 3177–3188.
2. Sheikhasadi, M., Hosseinpour, A., Alipour-Vaezi, M., Aghsami, A., Rabbani, M. Portfolio design for home healthcare devices production using a new data-driven optimization methodology. *Soft Computing*. 2024. Vol. 28(7). Pp. 5765–5784.
3. Alipour-Vaezi, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., Mohammadnazari, Z. Optimization of a television advertisement scheduling problem by multi-criteria decision making and dispatching rules. *Multimedia Tools and Applications*. 2022. Vol. 81(8). Pp. 11755–11772.
4. Sokowati, M. E. The Economic Impact of the Film Industry on the Music Industry and the Challenges of the Digital Era. *Film Economy*. 2022. Vol. 1(1). Pp. 62–80.

МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ІНФРАСТРУКТУРНИХ ПРОЄКТАХ

Вступ. Складність інфраструктурних проєктів виникає через ці взаємодії, які формуються під впливом взаємозалежностей, непередбачуваності, різноманітності, людської поведінки та технологічних інновацій [1]. Така складність часто призводить до низької продуктивності та неоптимальних результатів проєкту [2]. Таким чином, ефективне управління та навігація складністю проєкту та його наслідками має важливе значення для успішної реалізації інфраструктурного проєкту [3, 4].

Незважаючи на значний розвиток методологій управління проєктами, традиційні підходи до оцінки ризиків, що базуються на аналізі окремих ізольованих загроз, виявляються недостатньо ефективними [5]. Вони не враховують кумулятивного ефекту, що виникає внаслідок взаємодії ризиків (коли одна загроза посилює іншу) та системних ризиків (каскадних збоїв, що поширюються через взаємозалежність команд та ресурсів). Таке ігнорування нелінійних залежностей призводить до систематичної недооцінки реальних загроз, що, у свою чергу, стає головною причиною непередбачуваних перевитрат коштів, зривів термінів та зниження якості.

У цих умовах виникає нагальна наукова та практична потреба у розробці нових інструментів, здатних моделювати та прогнозувати наслідки цих складних явищ. Застосування сучасних методів машинного навчання відкриває принципово нові можливості для аналізу великих масивів проєктних даних та виявлення прихованих закономірностей, що визначають сукупний вплив ризиків на ефективність проєкту.

Постановка задачі. Ефективне управління ризиками проєкту вимагає врахування складності проєкту та пов'язаної з ним взаємодії ризиків і системних ризиків [4]. Однак у відомих дослідженнях, як правило, досліджувався лише один аспект одночасно, зосереджуючись або на взаємодії ризиків, або на системних ризиках, що призводило до менш оптимальних процесів оцінки ризиків. Крім того, існуючі моделі в літературі обмежені кількома недоліками, такими як нездатність обробляти нелінійність, складність розробки моделі, неадаптивність до змін, завищені спрощені оцінки та проблеми масштабованості. Дана робота має на меті подолати цю прогалину в знаннях за допомогою моделі на основі машинного навчання – замість традиційних підходів – для прогнозування продуктивності проєкту в умовах взаємодії ризиків та системних ризиків. Оцінка взаємодій ризиків та системних ризиків – важливий крок до оцінки фактичних негативних наслідків комбінованих ризиків проєкту. Використовуючи легкодоступні функції проєкту, алгоритми машинного навчання прогнозуватимуть продуктивність проєкту в умовах взаємодії ризиків і системних ризиків, аналізуючи закономірності історичних даних зі схожих минулих проєктів.

Мета роботи полягає у підвищенні ефективності управління ризиками в складних інфраструктурних проєктах шляхом розробки та обґрунтування прогнозової моделі на основі машинного навчання, здатної кількісно оцінювати сукупний вплив взаємодії ризиків та системних ризиків на ключові показники ефективності проєкту, зокрема на відхилення від бюджету та графіку.

Об'єктом дослідження є процеси виникнення та поширення кумулятивних ефектів, що зумовлені взаємодією проєктних ризиків та системними ризиками, в управлінні складними інфраструктурними проєктами. Предметом дослідження є моделі та методи машинного навчання для кількісної оцінки сукупного впливу взаємодії ризиків та системних ризиків на ключові показники ефективності інфраструктурних проєктів.

Основний матеріал. На основі навчального набору даних було оцінено продуктивність кожного алгоритму МН для всіх можливих комбінацій значень гіперпараметрів. Оцінка проводилася за допомогою 7-кратної перехресної валідації з використанням метрик R^2 , MSE та MAE. Для кожного алгоритму оптимальну комбінацію гіперпараметрів було застосовано у

фінальній моделі, яку потім оцінювали на тестовому наборі даних.

Для початку, було застосовано алгоритм BR (баєсівська регресія) для встановлення базового рівня, з яким порівнювалася продуктивність інших моделей. Згодом були використані алгоритми DT (дерево рішень), RF (випадковий ліс), ANN (штучна нейронна мережа), AR (адаптивне підсилювання) та SVM (метод опорних векторів), для яких було налаштовано відповідні параметри з метою досягнення оптимальної продуктивності моделі.

Для DT діапазони значень для n_p та d_t становили $\{5,7,9,12\}$ та $\{2,5,10,15\}$ відповідно. Оптимальними виявилися значення $(n_p, d_t) = (12,10)$.

Для алгоритму RF можливі значення n_f та d_{rf} були $\{5,9,16\}$ та $\{10,20\}$ відповідно. Оптимальні значення цих параметрів були визначені у поєднанні з кривою для параметра N_{trees} (рисунок 1). Крива демонструє можливі значення R^2 для навчальних та тестових даних при різних значеннях n_f для $d_{rf} = \{10\}$ (що дало точніші результати, ніж $d_{rf} = \{20\}$). Можна зробити висновок, що оптимальне значення для n_f – 16, при якому значення $N_{trees} = \{40\}$ забезпечують однакову точність.

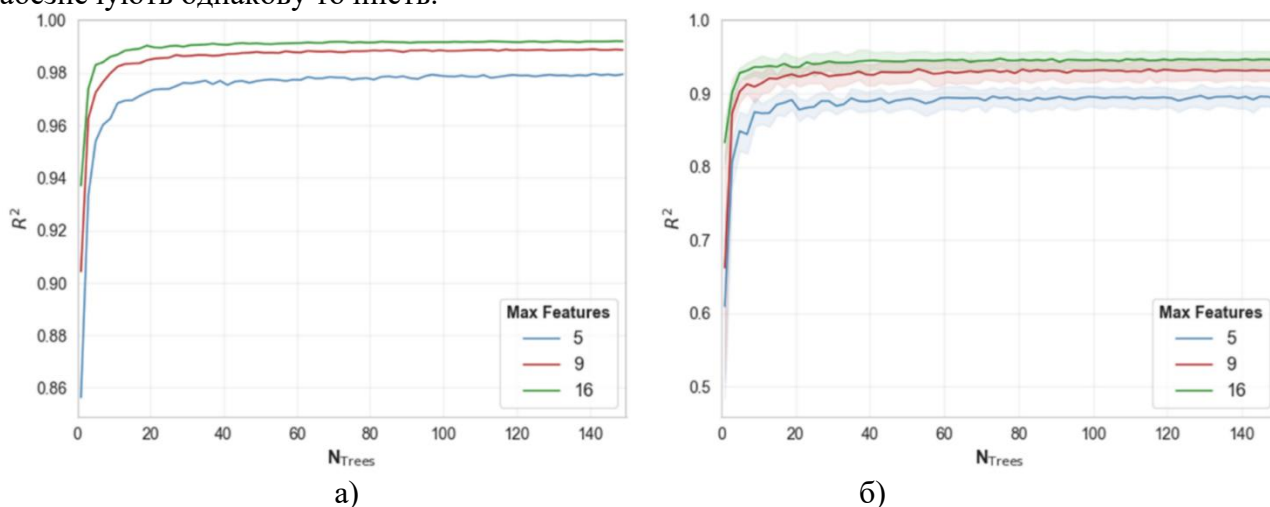


Рисунок 1 – Налаштування гіперпараметрів RF:
а) навчальні дані; б) тестові дані

Алгоритм ANN був натренований для прогнозування сукупного впливу ризиків (тобто взаємодії ризиків та системних ризиків). Конфігурація можливих прихованих шарів визначалася таким чином, щоб ANN мала один або два шари ($n_l = \{1,2\}$). В обох випадках можлива кількість нейронів на шар становила 64 або 128 ($n_e = \{64,128\}$). Можливими значеннями для функції активації (f_a) та параметра регуляризації (α) були $\{relu, tanh\}$ та $\{0.0001, 0.001, 0.01\}$ відповідно. Оптимальні параметри: $n_l = \{2\}$; $n_e = \{128\}$; $f_a = \{tanh\}$; та $\alpha = \{0.01\}$.

В алгоритмі AR в якості слабких регресорів використовувалися дерева рішень з різними комбінаціями $n_p = \{12\}$ та $d_t = \{4,6,10\}$. Оптимальні значення d_t та n_r можна визначити за допомогою рисунку 2.6, який відображає різні значення R^2 для $\mu = \{1\}$. Це значення було відібрано з-поміж інших ($\mu = \{0.001, 0.01, 0.10, 1.0\}$) для досягнення найкращої продуктивності. Таким чином, оптимальні значення (n_p, d_t, μ, n_r) становитимуть $(12,10,1,40)$.

Для SVM оптимальні значення для $C = [1,49]$ та $\varepsilon = [0.01,1]$ при $f_k = \{linear, rbf\}$ були визначені як $C = \{49\}$; $\varepsilon = \{0.01\}$; та $f_k = \{rbf\}$.

Рисунок 2 демонструє контурний графік значень R^2 для різних комбінацій C та ε при $f_k = \{rbf\}$.

Як видно з рисунків 1 та 2, після досягнення значення $N_{trees} = \{40\}$, продуктивність алгоритмів RF та AR відповідно стабілізується і залишається практично незмінною. Використання менших значень N_{trees} та n_r дозволяє суттєво знизити обчислювальні витрати, забезпечуючи при цьому майже такий самий оптимальний рівень продуктивності. На обох рисунках смуги невизначеності, побудовані для тестових даних, демонструють варіативність продуктивності алгоритмів RF та AR для кожного значення N_{trees} та n_r відповідно. У кожній точці N_{trees} та n_r невизначеність оцінюється таким чином, що значення продуктивності

знаходяться в межах ± 1 стандартного відхилення від середнього.

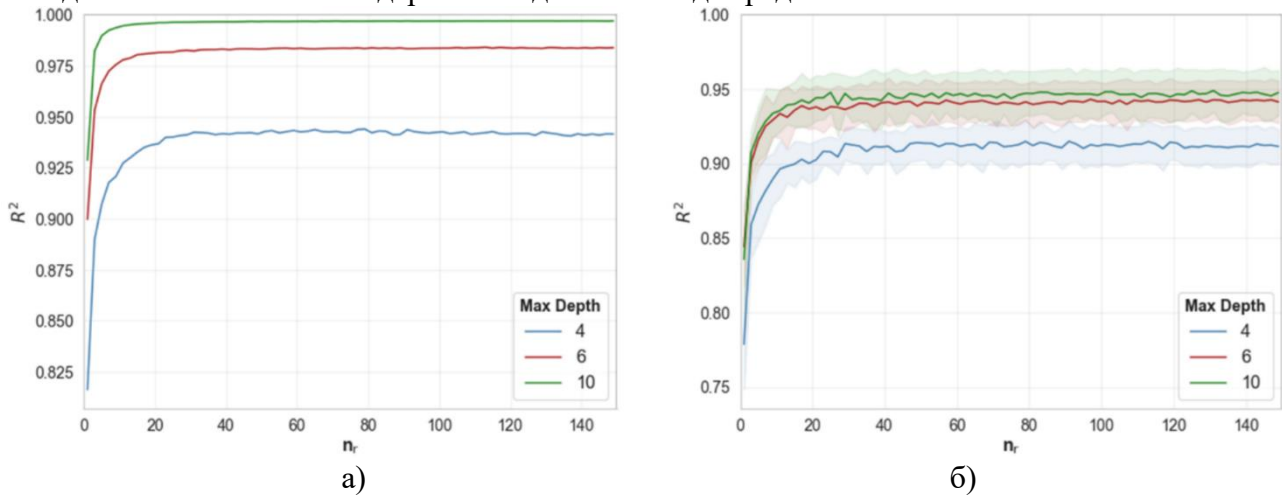


Рисунок 2 – Налаштування гіперпараметрів AR:
а) навчальні дані; б) тестові дані

Смуги невизначеності продуктивності надають інформацію про точність, надійність, стабільність та здатність алгоритму до узагальнення. Вузькі смуги невизначеності свідчать про те, що:

- 1) прогнози моделі є послідовними та мають малу похибку;
- 2) модель є більш надійною, оскільки надає стабільні оцінки;
- 3) модель демонструє стабільну продуктивність і не є надмірно чутливою до змін у вхідних даних;
- 4) модель добре узагальнює нові, раніше не бачені дані, а отже, не є перенавченою.

Криві на рисунках 1 та 2 показують, що алгоритм RF має кращу продуктивність, ніж алгоритм AR, завдяки вузьким смугам невизначеності, що свідчить про його загальну перевагу.

Висновки. Розроблена прогнозна модель на основі алгоритмів машинного навчання дає змогу кількісно оцінювати сукупний вплив взаємодії ризиків та системних ризиків на продуктивність складних інфраструктурних проєктів. На основі кореляційного аналізу початковий набір з 31 характеристики було скорочено до 17 найбільш інформативних та незв'язаних предикторів, а для усунення впливу різних масштабів було застосовано стандартизацію. Для кожного з п'яти обраних алгоритмів (DT, RF, ANN, AR, SVM) було проведено процес налаштування гіперпараметрів за допомогою 7-кратної перехресної валідації, що забезпечило підготовку максимально оптимізованих моделей для їх подальшого порівняння та оцінки.

Список літератури

1. De Toni, F. A., Pessot, E. Investigating organisational learning to master project complexity: an embedded case study. *Journal of Business Research*. 2021. Vol. 129. Pp. 541–554.
2. Koo, H. J., O'Connor, J. T. Complexity analysis of design deliverable defects on building projects. *Journal of Management in Engineering*. 2021. Vol. 37(3). Article 04021014.
3. Kermanshachi, S., Rouhanizadeh, B., Dao, B. Application of Delphi method in identifying, ranking, and weighting project complexity indicators for construction projects. *Journal of Legal Affairs and Dispute Resolution in Engineering and Construction*. 2020. Vol. 12(1). Article 04519033.
4. Project Management Institute (PMI). A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK® Guide). 7th ed. Newtown Square, PA: Project Management Institute. 2021.
5. Yassien, Y., Ezzeldin, M., Mohamed, M., El-Dakhakhni, W. Air transportation infrastructure robustness assessment for proactive systemic risk management. *Journal of Management in Engineering*. 2020. Vol. 36(4). Article 04020037.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ МЕРЕЖЕВИХ ПАКЕТІВ

Вступ. Класифікація та розпізнавання мережевого трафіку відіграє ключову роль у забезпеченні безпеки в Інтернеті. Сьогодні Інтернет розвивається надзвичайно швидко, а разом із ним збільшується кількість різноманітних застосунків і протоколів. Це робить мережевий трафік складнішим та різноманітнішим [1], через що керувати мережами стає дедалі важче. Для вирішення цієї проблеми необхідні новітні технології, які здатні чітко визначати типи трафіку, щоб можна було приймати правильні рішення щодо їх обробки та управління. На сьогодні розроблено багато сучасних технологій, які дозволяють класифікувати мережевий трафік з високою точністю та поділяти його на чіткі класи [2]. Однак класифікація мережевого трафіку ускладнилася через появу захищених мереж, які використовують шифрування даних. Зараз такі захищені мережі є на кожній цифровій платформі [3]. Ці функції безпеки створюють надійну основу для захисту систем, але водночас ускладнюють доступ до певної інформації, яка може бути потрібною для налаштування таких сервісів, як брандмауери, контроль доступу чи управління якістю обслуговування.

Для аналізу зашифрованого трафіку розроблено методи, які не потребують його розшифровки. Наприклад, статистичний аналіз, методи машинного навчання чи аналіз, орієнтований на конкретні протоколи. Вони дозволяють класифікувати зашифровані дані, використовуючи такі параметри, як розмір пакету чи характерні повторення у потоках [3].

Класифікувати зашифрований трафік досить складно, оскільки потрібно дослідити і проаналізувати різні методи. Найпоширенішими підходами є статистичний аналіз, машинне навчання та глибоке навчання. Кожен із цих методів має свої плюси та мінуси. Загалом, сучасні методи допомагають не лише краще зрозуміти, як користувачі взаємодіють в Інтернеті (наприклад, під час перегляду вебсторінок, обміну електронними листами чи потокового відео), а й виявляти шкідливу активність у мережі.

Постановка задачі. У сучасному світі обсяг мережевого трафіку стрімко зростає через зростання популярності онлайн-сервісів, таких як відеостримінгові платформи, голосові додатки, електронна комерція та інші цифрові сервіси. Значна частина цього трафіку є зашифрованою, що створює серйозні виклики для його аналізу. Традиційні підходи до класифікації мережевого трафіку, зокрема методи, засновані на ручному аналізі або базових алгоритмах машинного навчання, не завжди забезпечують необхідну точність, особливо у випадках зі складними типами трафіку. У зв'язку з цим виникає потреба у використанні сучасних методів глибокого навчання, які здатні автоматично вивчати закономірності у даних і забезпечувати високу точність класифікації.

Це дослідження спрямоване на вирішення задачі класифікації мережевого трафіку, зокрема зашифрованого, шляхом розробки ефективних моделей глибокого навчання. Основною метою є створення інструментів, які зможуть не лише класифікувати трафік із високою точністю, але й адаптуватися до змін у мережевих умовах, включаючи нові типи додатків та протоколів.

Об'єктом дослідження є процес класифікації мережевого трафіку, що включає аналіз характеристик мережевих пакетів, визначення типів трафіку та ідентифікацію додатків або протоколів, які генерують цей трафік.

Предметом дослідження є методи класифікації мережевого трафіку, зокрема підходи, засновані на глибоких нейронних мережах, таких як CNN, LSTM та їх комбінації, а також використання класичних алгоритмів машинного навчання.

Основний матеріал. Класифікація зашифрованого трафіку – це важливий процес, який допомагає захищати мережі від потенційних загроз і дозволяє краще розуміти, як використовуються ресурси мережі. Аналіз зашифрованого трафіку дає змогу організаціям визначати, які додатки чи сервіси працюють у мережі. Це допомагає швидко виявляти проблеми,

такі як несанкціонований доступ, та вживати заходів, наприклад, блокувати шкідливу активність.

Процес класифікації починається з **збору зашифрованих пакетів**. Для цього використовують спеціальні інструменти, такі як **Wireshark**, які дозволяють «захоплювати» мережеві пакети під час їх передачі через мережу. Ці пакети – це шматочки інформації, які передаються між комп'ютерами, і вони містять дані про тип трафіку.

Після того як пакети захоплені, їх аналізують, щоб визначити, які протоколи чи порти використовуються. Наприклад, якщо виявляється порт 443, це може вказувати на використання HTTPS, що є стандартом для захищеного вебтрафіку. Аналогічно, порт 22 свідчить про використання протоколу SSH для безпечного з'єднання. Визначення протоколів дозволяє зрозуміти, які саме сервіси працюють у мережі.

Для аналізу цих пакетів розглянемо підхід, який зосереджений на використанні TCP-записів, оскільки вони вважаються більш надійними і містять такі важливі характеристики, як часові мітки, що вказують на початок і завершення кожної сесії.

1. Вибір і групування даних. Використовуються тільки записи TCP, без UDP-записів, через їх вищу надійність. Дані (пакети і метаінформація) групуються за такими ознаками:

- IP-адреса джерела;
- IP-адреса призначення;
- Часова мітка;
- Тип класу (class type).

Для кожної групи пакетів розраховуються статистичні параметри:

- Максимальне значення (max);
- Мінімальне значення (min);
- Середнє значення та стандартне відхилення (SD).

2. Об'єднання даних. Згрупована інформація (максимуми, мінімуми, середнє і стандартне відхилення) об'єднується із зашифрованими пакетами. Ці об'єднані дані стають готовими до подачі в моделі машинного навчання.

3. Моделі машинного навчання. Об'єднаний набір даних подається до трьох типів нейронних мереж:

- Bidirectional LSTM з двома шарами: використовується для аналізу послідовних даних і виявлення закономірностей як з минулого, так і з майбутнього.

- CNN 1D + LSTM: одно-вимірна згорткова нейронна мережа (CNN 1D) для виділення локальних особливостей, яка далі обробляється рекурентною мережею LSTM для роботи з послідовностями.

- CNN 2D + LSTM: двовимірна згорткова нейронна мережа (CNN 2D), яка використовується для аналізу складніших шаблонів, також об'єднана з LSTM для обробки часових послідовностей.

4. Підготовка даних для навчання. Перед подачею в мережі застосовується підгонка пакетів до однакового розміру (padding), щоб усі групи мали однакову форму для коректного навчання. Дані також перемішуються, щоб забезпечити випадковість і запобігти перенавчанню моделей.

5. Енсамблеве голосування. Результати всіх трьох нейронних мереж об'єднуються за допомогою методу голосування ансамблю. Це дозволяє створити єдиний кінцевий прогноз, який враховує результати всіх трьох моделей.

На рисунку 1 представлено схему роботи такого підходу, яка поєднує Bidirectional LSTM, CNN 1D + LSTM і CNN 2D + LSTM.

LSTM + CNN-2D виявилася найбільш універсальною та точною моделлю для класифікації всіх класів. Bidirectional LSTM показала добрі результати для послідовних завдань, таких як VoIP. LSTM + CNN-1D виявилася менш ефективною для більшості класів, але може бути корисною у вузькоспеціалізованих задачах.

Спочатку використано нейронні мережі та мережі Bidirectional-LSTM для вивчення високорівневих ознак із зашифрованого трафіку. Потім ці ознаки передавалися на

класифікаційні моделі, такі як SVM, RF, KNN чи LR, які приймали остаточне рішення про класифікацію.

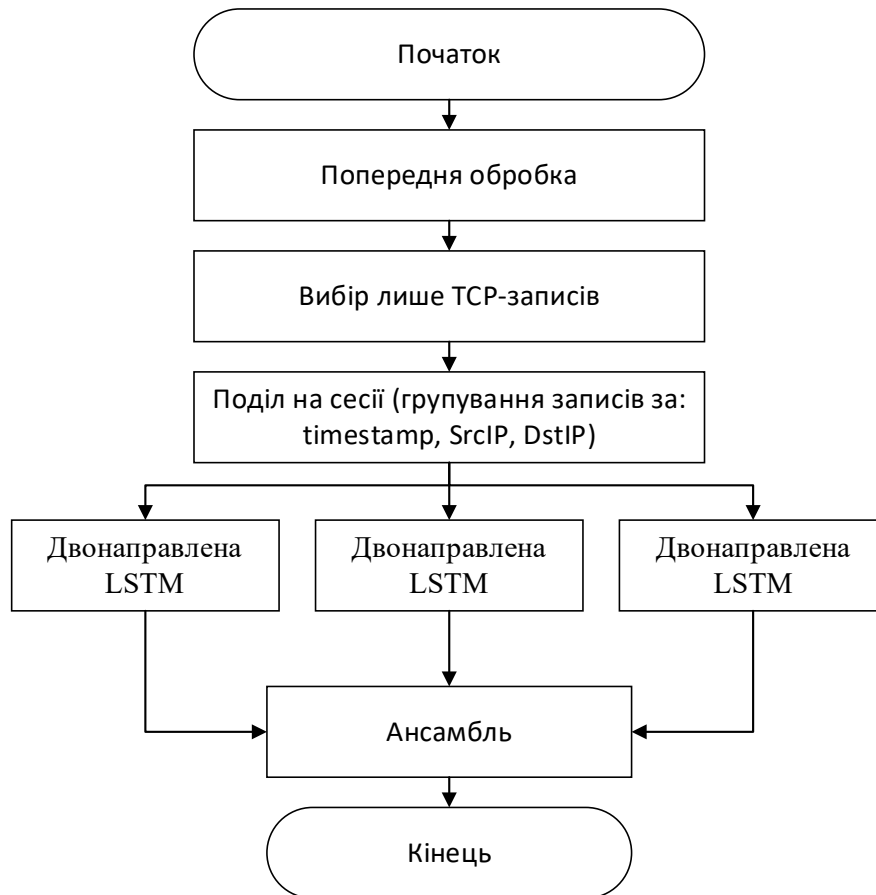


Рисунок 1 – Підхід на основі ансамблю LSTM, LSTM і conv1D, LSTM і Conv2D

Висновки. Розглянуто підхід до класифікації зашифрованого мережевого трафіку, в основі якого лежать глибокі нейромережеві моделі та їх ансамблювання. На рівні попередньої обробки трафік агрегується за TCP-сесіями, для кожної групи пакетів обчислюються статистичні ознаки (max, min, середнє, SD) та об'єднуються з «сирими» пакетами, що формує інформативний вектор ознак для подальшого навчання. Запропоновано три архітектури – Bidirectional LSTM, CNN-1D+LSTM і CNN-2D+LSTM, результати яких поєднано методом ансамблевого голосування та додатково використано разом із класичними алгоритмами ML (SVM, RF, KNN, LR).

Експериментальні результати показали, що модель LSTM+CNN-2D є найбільш універсальною та забезпечує найвищу точність класифікації для більшості класів трафіку, тоді як Bidirectional LSTM краще працює для послідовних задач (наприклад, VoIP), а LSTM+CNN-1D може бути корисною в спеціалізованих сценаріях. Комбінація кількох моделей та їх ансамблювання дає змогу компенсувати дисбаланс класів, підвищити стійкість до змін мережевих умов і появи нових протоколів, а також досягти вищої загальної якості розпізнавання.

Список літератури

1. Dainotti, A., Amato, A., Pescapé, A., Ventre, G. Characterization of encrypted and VPN traffic using time-related features. *Computer Networks*. 2014. Vol. 64. Pp. 19–31.
2. Wang, S., Zhang, Y., Jiang, X., Li, Y., Li, G. Deep flow: deep learning-based encrypted traffic classification with internet of things applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15(2). Pp. 764–772.
3. Singh, K., Kumar, N., Garg, S. Encrypted traffic classification using deep packet inspection and machine learning. *Journal of Network and Computer Applications*. 2019. Vol. 131. Pp. 1–14.

ПРОГНОЗУВАННЯ ТРАНСПОРТНИХ ПОТОКІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Вступ. Проблема транспортних заторів є одним із ключових викликів сучасних міст [1]. Затори мають виразну безпекову, економічну та екологічну складові. Вони підвищують імовірність дорожньо-транспортних пригод, призводять до пошкодження транспорту, травмування учасників руху й іноді до летальних наслідків. Водії та пасажери зазнають втрат часу, збільшується споживання пального та викиди шкідливих речовин, погіршується якість життя в урбанізованих зонах. Тому управління транспортними потоками та зниження рівня заторів слід розглядати не лише як інженерне, а як комплексне соціально-економічне завдання.

Одним із базових інструментів підтримки рішень у цій сфері є прогнозування транспортних потоків. Його метою є оцінка майбутніх змін у використанні різних видів транспорту, інтенсивності руху на окремих ділянках та завантаженості маршрутів. Вихідним етапом виступає збір даних про поточний стан руху (інтенсивність, швидкість, затримки, тривалість поїздки) і супровідні параметри середовища. На основі цих даних формуються набори ознак, які можуть включати демографічні характеристики, структуру зайнятості, тарифи, вартість пального, показники економічної активності та метеорологічні умови [2].

Традиційно транспортні моделі спиралися на дані з окремих сенсорів – індукційних петель, фотоелектричних та п'єзоелектричних датчиків, установлених уздовж доріг [2]. Такі системи давали змогу формувати часові ряди інтенсивності та будувати короткострокові прогнози. З поширенням методів машинного навчання стало можливим враховувати складні нелінійні залежності, взаємодії між параметрами трафіку та інформацію з альтернативних маршрутів, що підвищило точність прогнозів.

Сучасний розвиток транспортної галузі пов'язаний із широким впровадженням Інтернету речей (IoT) [4] та інтелектуальних транспортних систем (ITS) [5]. Масове розгортання датчиків у дорожній інфраструктурі та транспортних засобах забезпечує безпрецедентні обсяги даних, які оновлюються майже в реальному часі й охоплюють позицію, швидкість, тип транспортного засобу, стан покриття, погоду тощо. Поєднання IoT-інфраструктури з алгоритмами машинного навчання, на нашу думку, відкриває якісно нові можливості для побудови прогнозних моделей транспортних потоків.

Отже, постає науково-практичне завдання розробити метод прогнозування транспортних потоків на основі даних Інтернету речей та алгоритмів машинного навчання, який забезпечуватиме підвищену точність прогнозів завдяки інтеграції динамічних сенсорних даних, спеціалізованих процедур обробки й відбору ознак та адаптації моделі до змінних умов функціонування транспортної системи.

Постановка задачі. Попри значний прогрес у розвитку ITS, наявні рішення мають низку обмежень, які суттєво звужують їхню ефективність у реальних умовах. Ці проблеми пов'язані як із вибором технічної інфраструктури збору даних, так і з обробкою великих масивів інформації та особливостями алгоритмічних підходів. Існуючі ITS стикаються з комплексом проблем: високою вартістю розгортання WSN-інфраструктури, труднощами обробки великих обсягів різномірних даних, залежністю від людських рішень, обмеженнями відеоорієнтованих підходів та недостатньою точністю деяких навігаційних сервісів у нештатних ситуаціях. У сукупності ці фактори формують підґрунтя для розроблення нових підходів до прогнозування транспортних потоків, які б ефективно поєднували можливості Інтернету речей, методів машинного навчання та процедур відбору ознак.

Об'єкт дослідження – процеси формування та динаміки транспортних потоків в умовах функціонування інтелектуальних транспортних систем на базі Інтернету речей. Предмет дослідження – методи та моделі прогнозування транспортних потоків на основі даних, отриманих від IoT-пристроїв, зокрема архітектура системи збору й обробки даних, процедури

попередньої обробки та відбору ознак і алгоритми машинного навчання для прогнозування стану трафіку. Метою дослідження є розробка підходу до прогнозування транспортних потоків на основі даних Інтернету речей та машинного навчання, який забезпечує підвищення точності та стійкості прогнозів за рахунок інтеграції сенсорних даних, процедур попередньої обробки та відбору інформативних ознак.

Основний матеріал. Ефективність прогнозування транспортних потоків безпосередньо залежить від того, як саме організовані процеси збору, передавання, зберігання та обробки даних. Тому перед розробленням алгоритмів машинного навчання доцільно чітко сформулювати концепцію й архітектуру системи, яка забезпечуватиме повний цикл роботи з транспортною інформацією – від сенсора на дорозі до прогнозу, що може бути використаний в ITS.

У даному дослідженні архітектура системи збору й обробки даних розглядається як багатоваріантова IoT/ІоЕ-орієнтована платформа, що об'єднує:

- джерела даних (сенсорні мережі, бортові пристрої, інфраструктурні датчики);
- мережеву інфраструктуру і засоби передавання;
- хмарне або серверне сховище;
- програмні модулі попередньої обробки та відбору ознак;
- модулі прогнозування та інтерфейси для інтеграції з ITS.

Умовно таку архітектуру (рисунк 1) можна подати у вигляді декількох рівнів: рівень фізичного середовища (речі), комунікаційний рівень, рівень даних, аналітичний рівень та рівень прикладних сервісів.

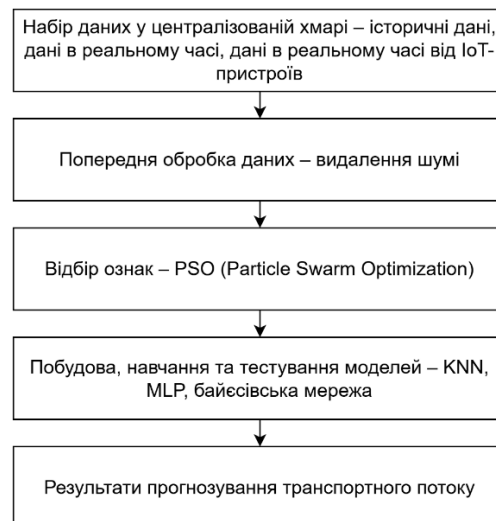


Рисунок 1 – Архітектура системи прогнозування транспортного потоку на основі IoT та методів машинного навчання

Першою складовою концепції є визначення джерел транспортних даних, які забезпечують повноту й різноманітність інформації. У контексті прогнозування транспортних потоків доцільно виділити такі групи IoT-джерел:

1. Сенсорні мережі вздовж дорожньої інфраструктури. До цієї групи належать: індукційні петлі в дорожньому полотні, радарні та ультразвукові датчики, п'єзоелектричні сенсори, локальні метеостанції (температура, опади, видимість). Ці пристрої реєструють інтенсивність потоку, середню швидкість, заповненість смуг, наявність черг, стан покриття, а також погодні умови, що впливають на керованість транспортних засобів.

2. Бортові пристрої транспортних засобів. Сюди належать: GPS-трекери, телематичні модулі, модулі OBD/CAN, вбудовані навігаційні системи. Вони забезпечують траєкторії руху, миттєву швидкість, час поїздки, режим руху (зупинка, рух, затримка). На нашу думку, саме бортові пристрої є цінним джерелом деталізованої інформації про поведінку окремого автомобіля всередині потоку.

3. Інфраструктурні датчики та системи відеоспостереження. До цієї категорії належать: «розумні» світлофори, камери відеоспостереження на перехрестях і магістралях, сенсори на

парковках, в тунелях, на мостах та розв'язках.

Окрім прямих вимірювань, такі системи дозволяють будувати агреговані показники завантаженості вузлів мережі, а у випадку відео – оцінювати транспортні потоки за допомогою комп'ютерного зору.

4. Додаткові джерела (за потреби). За необхідності архітектура може бути розширена даними: метеослужб (регулярні погодні зведення), відкритих міських порталів (плани ремонтів, перекриття руху), краудсорсингових сервісів (повідомлення водіїв про ДТП, затори).

Утім, основний акцент у роботі робиться на «класичних» IoT-джерелах: сенсорні мережі, бортові пристрої, інфраструктурні датчики.

Центральним елементом архітектури є сховище даних, де об'єднуються:

- дані реального часу, що надходять від IoT-пристроїв;
- історичні транспортні дані, накопичені за попередні періоди.

Централізоване хмарне сховище виконує такі функції:

1. Збирання та логування потоків даних. Усі події (вимірювання, оновлення, сигнали) фіксуються із зазначенням часу, джерела, географічних координат та контекстних параметрів (погода, тип дороги тощо).

2. Зберігання структурованих наборів даних. Після первинного перетворення дані організовуються у вигляді таблиць або колекцій, де кожен запис описує стан трафіку на певній ділянці за конкретний часовий інтервал.

За своєю суттю сховище виконує роль єдиного джерела правди для всіх модулів системи: як для блоків попередньої обробки, так і для аналітичних сервісів.

Для розуміння логіки роботи платформи важливо описати основні інформаційні потоки:

1. Від сенсорів до хмарного сховища:

- сенсор або бортовий пристрій генерує вимірювання;
- вимірювання передається до локального шлюзу;
- шлюз агрегує дані та відправляє їх до хмари або центрального сервера;
- у сховищі вимірювання логуються та прив'язуються до відповідних часових та просторових індексів.

2. Від сховища до модуля попередньої обробки:

- за визначеним розкладом або тригером формується вибірка даних для обробки (наприклад, за останню годину чи добу);
- дані передаються в модуль preprocessing, де здійснюється очищення, обробка пропусків, нормалізація, виявлення викидів.

3. Від модуля попередньої обробки до модуля відбору ознак.

- очищений набір даних передається в модуль feature selection;
- за допомогою алгоритму PSO або інших процедур формується оптимальна підмножина ознак, що найкраще пояснює варіацію цільової змінної (інтенсивність/швидкість/щільність потоку).

4. Від модуля відбору ознак до моделей машинного навчання – сформований набір ознак використовується: для навчання моделей (KNN, MLP, байєсівські мережі) на історичних даних; для побудови прогнозів на основі останніх доступних спостережень.

5. Від моделей до прикладних сервісів ITS – результати прогнозування (очікувана інтенсивність, швидкість, ризик затору) передаються: у системи керування світлофорами (для адаптації фаз); у інформаційні панелі чи навігаційні сервіси (для інформування користувачів); у модулі стратегічного планування (для оцінки необхідності змін у схемі руху, інфраструктурних рішень тощо).

Таким чином, інформаційні потоки організовані так, щоб забезпечити замкнений цикл: “збір – зберігання – аналіз – прогноз – керуючий вплив – нові дані”. Це дозволяє системі поступово вдосконалюватися за рахунок накопичення досвіду та донавчання моделей.

Висновки. Сформовано цілісну концепцію та багатошарову архітектуру IoT-орієнтованої системи збору й обробки транспортних даних, яка охоплює сенсорний шар, комунікаційну інфраструктуру, хмарне сховище, модулі попередньої обробки та аналітичні сервіси. Така архітектура забезпечує замкнений цикл «збір – зберігання – аналіз – прогноз – керуючий вплив»

і є основою для інтеграції з інтелектуальними транспортними системами.

Список літератури

1. Boukerche A., Tao Y., Sun P. Artificial intelligence-based vehicular traffic flow prediction methods for supporting intelligent transportation systems. *Computer Networks*. 2020. Vol. 182. Art. 107484.
2. Ghadi Y.Y., Mazhar T., al Shloul T., et al. Machine learning solution for the security of wireless sensor network. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. Pp. 12699–12719.
3. Shu W., Cai K., Xiong N.N. A short-term traffic flow prediction model based on an improved gate recurrent unit neural network. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2022. Vol. 23(9). Pp. 16654–16665.
4. Ghadi Y.Y., Mazhar T., Shah S.F.A., et al. Integration of federated learning with IoT for smart cities applications, challenges, and solutions. *PeerJ Computer Science*. 2023. Vol. 9. Art. e1657.
5. Gohar M., Muzammal M., Rahman A.U. Smart TSS: defining transportation system behavior using big data analytics in smart cities. *Sustainable Cities and Society*. 2018. Vol. 41. Pp. 114–119.

Дзядик Б.-Д.Ю.

магістрант 2 курсу ФКІТ ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., професор Кочан В.В., кафедра ІОСУ ЗУНУ

ІНТЕГРАЦІЯ БЛОКЧЕЙН-ТЕХНОЛОГІЙ ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВЕЛИКИХ ДАНИХ У СЕРЕДОВИЩІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

Вступ. Стрімкий розвиток Інтернету речей (IoT) зумовлює безпрецедентне зростання обсягу, швидкості та різноманітності даних, що генеруються сенсорами, вбудованими пристроями та кіберфізичними системами. У таких умовах традиційні централізовані підходи до збирання та опрацювання даних стикаються з обмеженнями масштабованості, затримок, довіри й кіберстійкості [1]. Паралельно із цим, блокчейн-технологія пропонує незмінний розподілений реєстр транзакцій і механізми децентралізованого узгодження, а методи штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) забезпечують здатність виявляти закономірності, прогнозувати стани та підтримувати прийняття рішень у режимі наближеному до реального часу. Інтеграція блокчейна та ШІ у середовищі IoT постає як перспективний напрям, що поєднує гарантії цілісності та простежуваності даних із когнітивними можливостями аналітики великих даних [2, 3].

Постановка задачі. Когнітивний Інтернет речей (Cognitive IoT, CIoT) формується як еволюційна модель мережі, що розвиває ідеї IoT. Подібно до класичного IoT, у CIoT взаємодіють фізичні й віртуальні об'єкти з мінімальною участю людини, проте комунікація та керування ґрунтуються на контекстно-обізнаному циклі «сприйняття → дія» [4]. CIoT застосовує підхід *understanding-by-building*: система навчається як із соціальних мереж, так і з фізичного середовища, зберігаючи семантичні подання знань у відповідних базах; надалі вона адаптується до невизначеності та змін за допомогою ресурсоефективних методів прийняття рішень.

Незважаючи на активний розвиток кожної зі складових – IoT, блокчейна та ШІ – їхня інтеграція у цілісну архітектуру залишається складною задачею. Виникає низка проблем: як забезпечити довіру до даних на всьому шляху їхнього життєвого циклу; яким чином мінімізувати ризики отруєння даних і маніпуляцій під час навчання моделей; як синхронізувати децентралізоване збирання та зберігання з вимогами до продуктивності й затримок; як масштабувати консенсус без втрати пропускну здатності; як адаптувати МН-пайплайни до відмовостійких, енергоефективних та ресурсно-обмежених сценаріїв «країв» мережі. Відсутність узгодженої моделі інтеграції спричиняє фрагментацію рішень і ускладнює їх практичне впровадження в промислових, міських, аграрних та критичних інфраструктурах.

Актуальність даного дослідження підсилюється зростанням частоти інцидентів, пов'язаних із порушенням цілісності й конфіденційності даних, та потребою у відтворюваних, верифікованих аналітичних результатах. У контексті IoT навіть невелика частка спотворених або

підмінених спостережень може призвести до деградації якості моделей, неправильних керувальних дій і збоїв у сервісах. Блокчейн, завдяки незмінності записів, механізмам прозорого аудиту та розподіленому довірчому середовищу, створює основу для «довіrenих даних», тоді як ШІ забезпечує витягування знань і адаптивне керування на їх підставі. Водночас інтеграція цих підходів потребує формалізації потоків даних, визначення точок інтеграції та балансування між накладними витратами консенсусу й вимогами до швидкодії аналітики.

Тому, метою дослідження є розроблення моделі інтеграції блокчейн-технології та методів штучного інтелекту для аналітики великих даних у середовищі Інтернету речей, яка підвищує достовірність даних, стійкість МН-моделей та відтворюваність обчислювальних результатів у розподілених умовах. Об'єктом дослідження є процес збирання, верифікації, зберігання та аналітики сенсорних даних у когнітивному Інтернеті речей. Предметом дослідження є методи та засоби інтеграції блокчейн-технології й штучного інтелекту для аналізу великих даних в когнітивному Інтернеті речей.

Основний матеріал. На рисунку 1 подано деталізовану модель інтеграції блокчейн-технології та когнітивних сервісів штучного інтелекту для аналітики великих даних у розподіленому середовищі Інтернету речей.

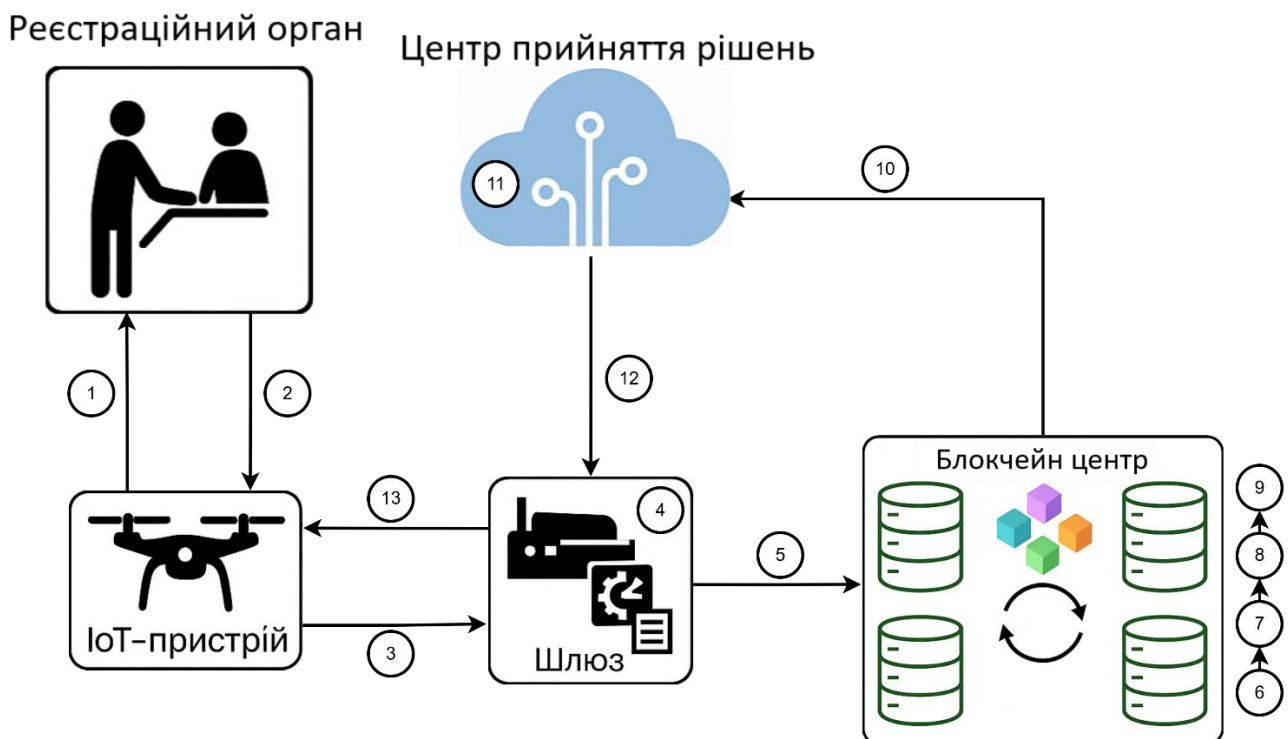


Рисунок 1- Загальний процес аналітики великих даних на основі блокчейн з підтримкою ШІ/МН

На початковому етапі (кроки 1–2) IoT-пристрій виконує процедуру реєстрації в Реєстраційному органі. На кроці 1 він надсилає запит на реєстрацію, що містить інформацію про тип пристрою, контекст застосування та криптографічні параметри. На кроці 2 Реєстраційний орган генерує й повертає облікові дані (ідентифікатор, пари ключів, сертифікати), які надалі використовуються для автентифікації та встановлення захищених каналів зв'язку. Цей етап є критичним для забезпечення довіри до джерела даних і, відповідно, для підвищення достовірності усіх подальших вимірювань.

Після успішної реєстрації IoT-застосунок розпочинає збір первинних даних. У наведеному сценарії безпілотник захоплює зображення дорожніх пошкоджень під час руху. Коли між ним і шлюзом встановлено захищене з'єднання, на кроці 3 відбувається передавання зібраних даних (зображень, супутніх сенсорних вимірювань, часових міток, геолокації) до шлюзу. Шлюз виступає проміжною ланкою між ресурсно-обмеженим IoT-пристроєм та хмарною

інфраструктурою, реалізуючи попередню фільтрацію, агрегацію й нормалізацію даних.

На кроці 4 шлюз формує транзакцію: до неї включаються хеші зображень, метадані, ідентифікатор пристрою, час та службова інформація щодо якості вимірювання. Таким чином, у транзакції фіксується цілісний опис спостереження, який надалі не може бути змінений без порушення цілісності хеш-ланцюжка. На кроці 5 ця транзакція по захищеному каналу передається на P2P-хмарні сервери, що утворюють блокчейн-центр.

У межах блокчейн-центру запускається процес додавання блоку. На кроці 6 отримана транзакція потрапляє до пулу транзакцій, де накопичуються записи від різних IoT-пристроїв. Коли накопичується достатній обсяг транзакцій, на кроці 7 формується кандидат у блок: усі транзакції впорядковуються, обчислюється кореневий хеш (Merkle root), додаються службові поля попереднього блоку та інші параметри. На кроці 8 між вузлами P2P-мережі запускається консенсус-процес (наприклад, Proof-of-Stake або інший енергоефективний механізм), у рамках якого вузли узгоджують коректність блоку, перевіряють підписи та відсутність конфліктів. Після досягнення консенсусу блок вважається валідним і на кроці 9 додається до розподіленого реєстру. Завдяки цьому з'являється незмінний, криптографічно захищений журнал подій, що гарантує відтворюваність результатів аналітики у будь-який момент часу та в будь-якій точці мережі.

Далі, на кроці 10, когнітивні сервіси отримують доступ до верифікованих блокчейном даних для виконання аналітики великих даних з використанням методів штучного інтелекту та машинного навчання. На цьому рівні дані з різних IoT-джерел об'єднуються у великі масиви, проходять етапи очищення, перетворення, побудови ознак та подаються на вхід моделей глибинного навчання, класифікації, прогнозування та виявлення аномалій. Оскільки всі спостереження мають підтверджене джерело й часову мітку, моделі навчаються на більш надійному наборі даних, що підвищує їх стійкість до підроблених записів і некоректних вимірювань.

На кроці 11 у центрі прийняття рішень реалізуються когнітивні процедури вибору, міркування та планування. Моделі машинного навчання аналізують вхідні потоки, оцінюють ймовірність дефектів (наприклад, критичність дорожньої ями), прогнозують розвиток ситуації та пропонують оптимальні дії – від пріоритизації ремонтних робіт до адаптивної зміни маршрутів руху. Результати обчислень формалізуються у вигляді дій або політик адаптації.

На кроці 12 ці дії упаковуються в запит на адаптацію й передаються з когнітивного центру до шлюзу, який на кроці 13 маршрутизує їх назад до відповідного IoT-пристрою або до зовнішніх інформаційних систем. У результаті IoT-додаток отримує інтелектуальні керівні сигнали: зміна стратегії руху, зміна частоти вимірювань, активація додаткових сенсорів, формування сповіщень для операторів тощо.

Таким чином реалізується замкнений контур «дані – блокчейн – аналітика – рішення – дія», в якому блокчейн забезпечує достовірність і відтворюваність даних, а методи штучного інтелекту – стійкість та адаптивність моделей машинного навчання у розподіленому середовищі Інтернету речей.

Висновки. Запропонована модель інтеграції блокчейн-технології та когнітивних сервісів штучного інтелекту забезпечує цілісний замкнений цикл обробки даних у розподіленому середовищі Інтернету речей – від реєстрації IoT-пристрою й фіксації вимірювань у розподіленому реєстрі до аналітики великих даних та формування адаптивних керівних дій. Використання блокчейна гарантує незмінність та простежуваність усіх транзакцій, що підвищує достовірність даних і дає змогу відтворити обчислювальні результати в будь-який момент часу. Залучення ШІ/МН-моделей до аналізу верифікованих даних підвищує стійкість моделей машинного навчання до зашумлених чи підроблених спостережень і дає змогу реалізувати інтелектуальні сценарії прийняття рішень у реальному часі. У сукупності це створює основу для побудови надійних і масштабованих IoT-систем, орієнтованих на аналітику великих даних та підтримку критично важливих управлінських рішень.

Список літератури

1. Das A.K., Zeadally S., He D. Taxonomy and analysis of security protocols for Internet of Things. *Future Generation Computer Systems*. 2018. Vol. 89. Pp. 110–125.
2. Glissa G., Meddeb A. 6LoWPAN: An end-to-end security protocol for 6LoWPAN. *Ad Hoc Networks*. 2019. Vol. 82. Pp. 100–112.
3. Wazid M., Das A.K., Shetty S., Gope P., Rodrigues J.J.P.C. Security in 5G-Enabled Internet of Things Communication: Issues, Challenges, and Future Research Roadmap. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. Pp. 4466–4489.
4. Wu Q., Ding G., Xu Y., Feng S., Du Z., Wang J., Long K. Cognitive Internet of Things: A New Paradigm Beyond Connection. *IEEE Internet of Things Journal*. 2014. Vol. 1(2). Pp. 129–143.

Сичов Р.С.

магістрант 2 курсу ФКІТ ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Биковий П.Є., кафедра ІОСУ ЗУНУ

МОДЕЛЬ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ В ПРОЦЕСАХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА

Вступ. Розвиток концепції «Індустрія 4.0» та пов'язане з нею поширення «розумних фабрик» істотно змінюють уявлення про організацію сучасного промислового виробництва. Інтелектуальне (розумне) виробництво, засноване на кіберфізичних системах, Інтернеті речей, інтегрованих інформаційно-комунікаційних технологіях та аналітиці великих даних, розглядається як один із ключових інструментів підвищення конкурентоспроможності промислових підприємств у глобальному просторі [1, 2]. У працях вітчизняних авторів підкреслюється, що «розумне виробництво» й «розумна фабрика» є базовими складовими Індустрії 4.0, а гнучка інтеграція цифрових технологій у виробничі процеси відкриває можливості для якісно нового рівня керованості, гнучкості та персоналізації продукції [3].

Постановка задачі. Аналіз сучасного стану розвитку інтелектуального виробництва та застосування методів машинного навчання засвідчив, що, попри значний прогрес у цифровізації та автоматизації виробничих процесів, комплексна задача прогнозування якості продукції на основі великих масивів виробничих даних опрацьована недостатньо. Більшість існуючих рішень зосереджені на архітектурі інтелектуальних виробничих систем або на локальних задачах оптимізації окремих процесів, тоді як інтегровані моделі, орієнтовані саме на передпрогнозу оцінку якості продукції, розроблені фрагментарно.

За таких умов виникає необхідність створення моделі, яка, спираючись на дані про основні матеріали та параметри технологічного процесу, дозволить прогнозувати інтегральні показники якості продукції (продуктивність, строк служби, надійність, зовнішній вигляд, економічність, безпека) ще до завершення виробничого циклу, а також інтегрувати результати прогнозування в єдину систему оцінювання рівня інтелектуального виробництва.

Об'єкт дослідження – процес інтелектуального виробництва промислових виробів. **Предмет дослідження** – моделі та методи прогнозування й оцінювання якості продукції в інтелектуальному виробництві на основі систем машинного навчання з використанням великих даних. **Мета** – розробити та дослідити модель прогнозування якості й інтегровану систему її оцінювання для інтелектуального виробництва, побудовані на основі алгоритмів машинного навчання (зокрема ELM-нейронної мережі з інтелектуальною оптимізацією параметрів) і тривірневої архітектури (шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар).

Основний матеріал. Модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві може розглядатися як модель підтримки функціонування системи, що працює на основі інтернет-технологій та операційних систем реального часу. Таке рішення створює широкі можливості для проведення експериментів у межах інженерних проєктів інтелектуального виробництва, зокрема для тестування різних стратегій керування, сценаріїв навантаження та конфігурацій обладнання [4]. Водночас, з огляду на комплексний характер такої системи, що охоплює кілька

технічних доменів (обчислювальні платформи, мережеву інфраструктуру, системи зберігання даних, аналітичні модулі, виробниче обладнання тощо), до експериментальної моделі висуваються підвищені вимоги не лише щодо функціональної повноти, а й щодо продуктивності, масштабованості та надійності.

Особливо жорсткими є вимоги до:

- обчислювальної спроможності платформи, оскільки обробляються великі обсяги виробничих даних у режимі, наближеному до реального часу;
- каналів передавання даних, які повинні забезпечувати малу затримку та достатню пропускну здатність;
- продуктивності аналітичних модулів, що реалізують алгоритми машинного навчання та обчислювально складні методи оброблення сигналів і даних.

Процес побудови моделі прогнозування якості в інтелектуальному виробництві схематично подано на рисунку 1. На концептуальному рівні він охоплює етапи збирання та попередньої обробки даних, формування простору ознак, вибору та налаштування алгоритмів прогнозування, інтеграції моделі в загальну архітектуру системи інтелектуального виробництва та організації зворотного зв'язку з виробничим процесом.

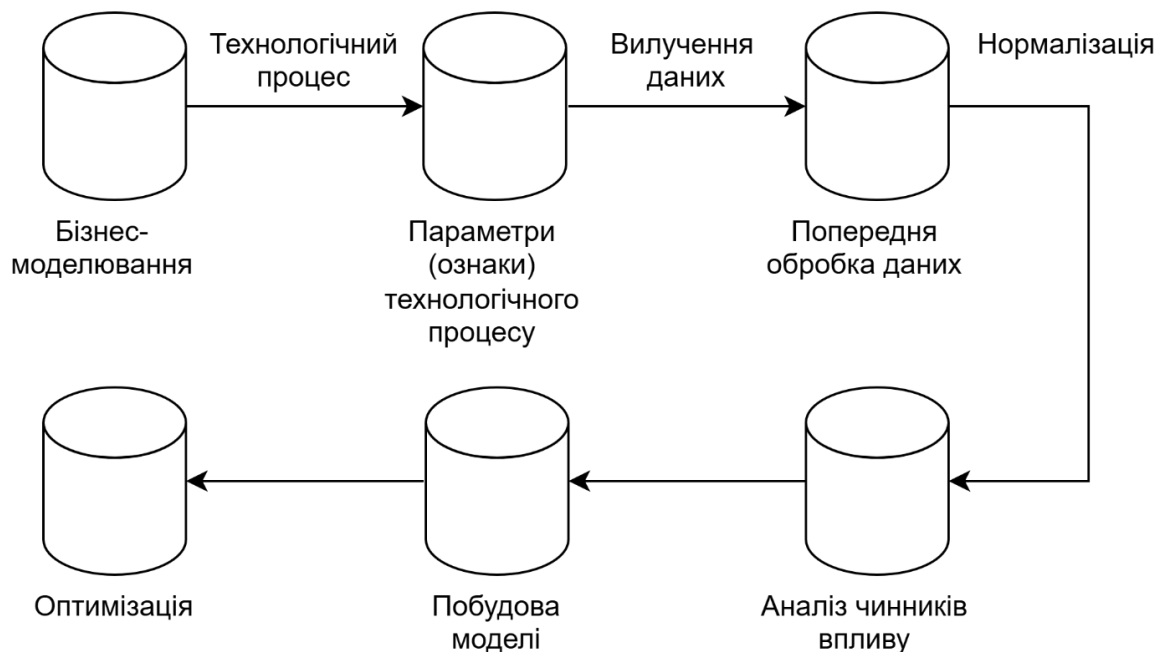


Рисунок 1 – Процес побудови інтелектуальної моделі прогнозування якості виробництва

На основі використання системи машинного навчання з підтримкою великих даних було сформовано нову модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та інтегровану систему її оцінювання. Узагальнену структуру такої системи подано на рисунку 2.

Запропонована модель має тривірневу архітектуру, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний (аплікаційний) шар.

1. **Шар джерел даних** охоплює всі основні типи інформації, що генеруються в процесі виготовлення продукції. До нього належать:

- конструкторська та технологічна документація, пов'язана з проєктуванням виробу;
- дані моніторингу безпосередньо під час виконання виробничих операцій (параметри обладнання, режими обробки, показники середовища тощо);
- історичні дані про попередні цикли виготовлення та результати контролю якості готової продукції [5].

Сукупність цих джерел формує базу для подальшого аналізу, виявлення закономірностей та побудови предиктивних моделей.

2. Шар оброблення даних виконує функції інтеграції, фільтрації, трансформації та аналітичної обробки зібраної інформації. На цьому рівні застосовуються:

- інструменти оброблення великих даних (big data) для роботи з масивними й неоднорідними наборами даних;
- алгоритми машинного навчання (зокрема оптимізований ELM) для побудови моделі прогнозування якості;
- методи інтелектуальної оптимізації (таких як PSO) для налаштування параметрів моделей і підвищення точності прогнозів.

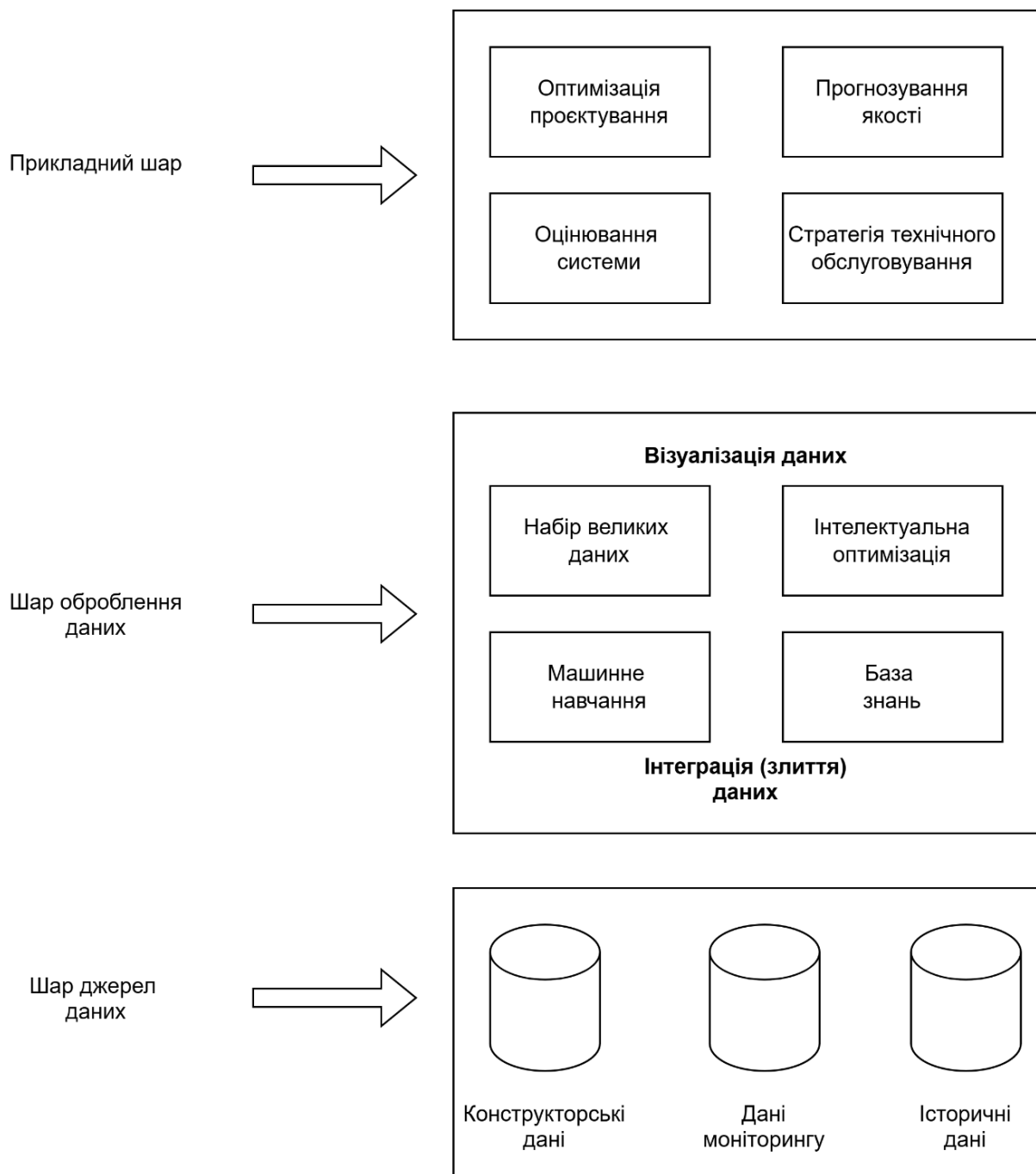


Рисунок 2 – Модель прогнозування якості та система її оцінювання в інтелектуальному виробництві

У результаті шар оброблення даних перетворює «сирі» виробничі дані на узгоджені, структуровані та придатні до використання показники, а також генерує прогностні оцінки якості.

3. Прикладний шар відповідає за безпосереднє використання результатів прогнозування та оцінювання якості в управлінських і технологічних рішеннях. На цьому рівні:

- здійснюється візуалізація результатів аналізу та прогнозів якості у формі графіків, табличних звітів, інтерактивних панелей моніторингу;
- реалізуються сервіси оцінювання рівня якості продукції та загального стану інтелектуального виробництва;
- підтримується прийняття рішень щодо оптимізації та супровідного обслуговування виробничого процесу (коригування режимів, пріоритизація партій, планування профілактики тощо).

Таким чином, взаємодія трьох шарів забезпечує повний цикл: від збору й накопичення виробничих даних до їх глибинного аналізу, прогнозування якості та інтеграції отриманих результатів у практику оперативного управління інтелектуальним виробництвом.

Висновки. Розроблено та теоретично обґрунтовано модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок. Показано, що поєднання ELM і PSO дає змогу підвищити точність прогнозування, стійкість моделі до шуму та варіативності даних, а також забезпечити можливість її використання в режимі, наближеному до реального часу.

Сформовано трирівневу архітектуру інтегрованої системи прогнозування та оцінювання якості, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар. Доведено, що така архітектура забезпечує повний цикл роботи з виробничими даними – від їх збирання та аналітичної обробки до візуалізації результатів, бального оцінювання якості й підтримки прийняття управлінських рішень в інтелектуальному виробництві.

Список літератури

1. Дубницький В. І., Захарченко В. І. Формування сучасного високотехнологічного промислового виробництва в межах реалізації концепції «Індустрія 4.0». *Economics: time realities*. 2024. № 6(76).
2. Глущенко Я. І., Черненко Н. О., Корогодова О. О., Моїсеєнко Т. Є. Технології Індустрії 4.0 для забезпечення енергоефективного розвитку комунального сектору. *Review of Transport Economics and Management*. 2022. Вип. 8(24).
3. Скіцько В. І. Індустрія 4.0 як промислове виробництво майбутнього [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://skitsko4.wordpress.com/2023/03/28/industriia-4-0-yak-promyslove-vyrobnytstvo/>.
4. Wang J. A new paradigm of cloud-based predictive maintenance for intelligent manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2017. Vol. 28(5). Pp. 1125–1137.
5. Yili F., Pengpeng C., Tao H. HINT: harnessing the wisdom of crowds for handling multi-phase tasks. *Neural Computing and Applications*. 2022. Vol. 2022. Pp. 1–23.

АНАЛІЗ НАСТРОЇВ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЙ ВЕЛИКИХ ДАНИХ

Вступ. У сучасну добу соціальних медіа платформи такі як Twitter перетворилися на потужні джерела даних у режимі реального часу, які надають цінну інформацію для різних сфер, зокрема охорони здоров'я та бізнесу. Аналіз тональності, що є ключовим елементом дослідження реакцій та настроїв користувачів на таких платформах, відіграє важливу роль у забезпеченні можливості для організацій ухвалювати обґрунтовані управлінські рішення [1]. Завдання автоматизованого аналізу тональності даних із соціальних мереж, особливо з платформ типу Twitter, є складним через значний обсяг інформації та потребу в її обробці в реальному часі. Витягування та опрацювання даних у настільки динамічному й швидкозмінному середовищі потребує застосування ефективних систем потокової обробки даних [2].

Традиційні процедури Extract–Transform–Load (ETL), які широко застосовуються для керування великими масивами даних і їх обробки, виявляються недостатньо придатними для сценаріїв потокової обробки в режимі реального часу, що істотно обмежує можливості їх використання в такому контексті [3]. Для подолання труднощів, пов'язаних з опрацюванням великих обсягів даних, нині дедалі більшої ваги набувають технології обробки великих даних, зокрема Spark, Hive, Kafka, HBase, Hadoop HDFS та Cassandra.

Постановка задачі. Класичні ETL-процедури, орієнтовані на пакетну обробку статичних наборів, погано узгоджуються з вимогами низької латентності, масштабованості та геопросторової аналітики. Тому дослідження потокового ETL для аналізу тональності твітів із подальшою візуалізацією на мапі є практично значущим: воно поєднує високопродуктивний конвеєр даних із модулем класифікації тональності та сховищами великих даних, забезпечуючи прийнятну якість і швидкість для сценаріїв моніторингу в реальному часі.

Попри значний прогрес, наявні підходи мають низку прогалин, що знижують їхню придатність у виробничих умовах:

- багато робіт аналізують окремі ланки (наприклад, лише Spark Streaming чи лише класифікацію), не пропонуючи цілісної моделі інтеграції «збір → трансформація/класифікація → завантаження → візуалізація»;
- в основному класифікацію тональності виконують поза конвеєром, що ускладнює керування затримкою та пропускну здатністю, а також повторне використання результатів;
- рідко досліджується вплив тригерів мікропакетів, розмірів датасетів і типів сховищ на метрику Trigger Execution Time у Spark-SS; ще рідше – порівняння кількох сховищ у тотожному кластерному оточенні;
- включення попередньо натренованих моделей через UDF у Spark часто спричиняє істотні накладні витрати; відсутні рекомендації, коли класифікацію доцільно виконувати в ETL, а коли – поза ETL;
- питання дебіасингу текстів, багатомовності та неповної геолокації опрацьовуються нерівномірно; бракує аналізу впливу дебіасингу на перерозподіл класів і підсумкові карти.

Метою дослідження є підвищення ефективності оброблення поточкових даних із соціальних медіа шляхом розроблення архітектури конвеєрної потокової обробки даних для Twitter-орієнтованого аналізу тональності з геопросторовою візуалізацією, що забезпечує зменшення латентності, зростання пропускну здатності та масштабованість. Об'єктом дослідження є процес потокового отримання, очищення, перетворення, збереження та аналізу даних твітів у режимі реального часу з подальшою візуалізацією результатів. Предметом дослідження є методи та засоби обробки даних твітів – від отримання і очищення до визначення тональності та збереження – з урахуванням інтервалів запуску, вибору сховищ і місця виконання класифікації.

Основний матеріал. Запропонований підхід реалізований у вигляді потокового ETL-фреймворку та складається з трьох основних компонентів і може бути структурований у вигляді п'яти ключових модулів, а саме:

1. Модулі потокового Extract–Transform–Load (ETL), які формують конвеєр потокової обробки даних у фреймворку, зокрема:

- модуль витягування охоплює процес потокового одержання твітів із джерела даних, їх запис до Kafka-топіка за допомогою Kafka-Producer та подальше витягування через Kafka-Consumer для наступних етапів обробки;

- модуль трансформації зосереджено на задачах попередньої обробки даних і, за потреби, може включати завдання класифікації тональності. Для реалізації цього модуля використовуються можливості Spark Structured Streaming (Spark-SS) та Spark SQL API;

- модуль завантаження відповідає за запис оброблених даних до відповідних сховищ. Зазначені компоненти реалізовано із застосуванням кількох API, зокрема Kafka-Python (для підтримки Kafka-Producer), Spark-SS (для реалізації Kafka-Consumer і операцій завантаження) та Spark SQL API (для виконання трансформацій).

2. Модуль класифікації тональності, призначений для обчислення та віднесення твітів до трьох класів тональності: позитивної, нейтральної та негативної. У складі модуля використано трансформерну модель Twitter-XLM-RoBERTa-base, запроповану Barbieri, Espinosa Anke та Camacho-Collados, для класифікації твітів за відповідними класами тональності [4]. Залежно від обраного підходу, цей модуль може бути інтегровано безпосередньо до ETL-процесу або виконуватися після завершення етапу завантаження даних.

3. Модуль картографічної візуалізації, покликаний відображати класифіковані за тональністю твіти на карті. Для цього використовуються бібліотеки Geopy та TkinterMapView. Модуль містить графічний інтерфейс користувача (GUI), який дає змогу здійснювати вибір за мовами, тематичними категоріями, а також за початковою та кінцевою датою аналізу.

Отже, запропонований підхід акцентує увагу на зв'язку між двома концепціями – обробкою потоків даних та потоковим ETL – і формалізує цей зв'язок в явну, практично орієнтовану архітектурну модель у середовищі великих даних. Метою обробки потоків даних є отримання результатів аналізу в реальному або наближеному до реального часу на основі безперервного потоку інформації.

Висновки. Запропонований потоковий конвеєр «отримання – обробка – збереження – візуалізація» працює узгоджено: дані з Twitter стабільно проходять через черги повідомлень, обробляються у потоці, зберігаються в обрані сховища і відображаються на карті з фільтрами за мовою, темою та датами. Дві інтеграційні стратегії класифікації тональності (під час обробки або після збереження) мають чіткий компроміс: вбудована класифікація пришвидшує аналітику та візуалізацію, але збільшує час обробки; відкладена класифікація дає вищу швидкодію конвеєра, але переносить витрати на етап візуалізації. Архітектура є масштабованою і придатною до розширення: вона підтримує багатомовний аналіз, підключення різних джерел і сховищ, а також подальшу інтеграцію методів (наприклад, адаптації до дрейфу та виявлення аномалій), що робить рішення практичним для моніторингу настроїв у режимі реального часу.

Список літератури

1. Hou Q., Han M., Cai Z. Survey on data analysis in social media: A practical application aspect. *Big Data Mining and Analytics*. 2020. Vol. 3, No. 4. Pp. 259–279.
2. Mehmood E., Anees T. Challenges and solutions for processing real-time big data stream: A systematic literature review. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. Pp. 123–143.
3. Nwokeji J.C., Matovu R. A systematic literature review on big data extraction, transformation and loading (ETL). In: *Intelligent Computing*. Springer International Publishing. 2021. Pp. 308–324.
4. Barbieri F., Espinosa Anke L., Camacho-Collados J. XLM-T: Multilingual language models in Twitter for sentiment analysis and beyond. In: *Proceedings of the Thirteenth Language Resources and Evaluation Conference*. Marseille, France: European Language Resources Association. 2022. Pp. 258–266.

МЕТОДИ ДИНАМІЧНОГО ТА СТАТИЧНОГО ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ У ВЕЛИКИХ ДАНИХ

Вступ. Виявлення аномалій стосується задачі ідентифікації спостережень, що суттєво відрізняються від решти даних. Ці неочікувані патерни зазвичай називають викидами або аномаліями [1]. У більшості випадків дані генеруються одним або кількома процесами, які відображають поведінку системи. Коли така система функціонує некоректно, вона продукує аномалії чи викиди. Ідентифікація таких аномальних спостережень має вирішальне значення для виявлення нетипової поведінки системи. Виявлення аномалій знаходить застосування у широкому спектрі галузей, таких як детекція фінансового шахрайства, виявлення вторгнень, сенсорні мережі, промислові аномалії, охорони здоров'я та ін.

Існує три різні типи завдань у сфері виявлення аномалій [1]:

1. Контрольоване виявлення аномалій. Набір даних є розміченим, вказуючи, які екземпляри є нормальними, а які – аномальними. На цих даних будується прогностична модель для розділення нормальних та аномальних екземплярів.

2. Частково контрольоване виявлення аномалій. Навчальний набір, що використовується, не містить аномальних екземплярів, а лише нормальні спостереження. Аномальні екземпляри надаються в тестовому наборі.

3. Неконтрольоване виявлення аномалій. Екземпляри не є розміченими. Аномальні спостереження невідомі, й алгоритм повинен бути здатним виявляти їх без попередніх знань.

Через автоматизацію збору та зберігання даних більшість реальних завдань з виявлення аномалій належать до неконтрольованого типу. Сценарій неконтрольованого виявлення аномалій є особливо складним, оскільки підходи машинного навчання не мають попередніх знань про дані. Алгоритми неконтрольованого виявлення аномалій оцінюють дані, базуючись виключно на властивостях самого набору даних. Ця оцінка відображає ступінь «аномальності» кожного екземпляра. Потім, використовуючи порогове значення або фіксовану кількість, обираються аномалії. Алгоритми неконтрольованого виявлення аномалій можна згрупувати в чотири категорії: методи на основі найближчих сусідів, методи на основі кластеризації, статистичні методи та ансамблі [2-5].

Автоматизація збору даних, популяризація сенсорів та відсутність людського нагляду, що є характерними для великих даних, підвищили потребу в ефективних методах виявлення аномалій. Природа великих даних у більшості випадків унеможливує їх розмітку експертом. Ця проблематика призводить до того, що більшість реальних завдань з виявлення аномалій у великих даних є неконтрольованими.

Постановка задачі. Класичні алгоритми виявлення аномалій, розроблені для роботи з даними стандартного обсягу, виявляються неефективними в середовищі великих даних. Їхня обчислювальна складність та ітераційна природа не дозволяють обробляти терабайтні масиви за прийнятний час. Окрім того, більшість реальних наборів Великих даних є нерозміченими, що унеможливує застосування традиційних контрольованих методів машинного навчання і висуває на передній план задачі неконтрольованого аналізу. Таким чином, розробка та дослідження масштабованих, ефективних та розподілених алгоритмів неконтрольованого виявлення аномалій, адаптованих до парадигми Big Data, є надзвичайно актуальною науково-практичною задачею.

Об'єкт дослідження – процес неконтрольованого виявлення аномалій у великомасштабних наборах даних. Предмет дослідження – розподілені алгоритми виявлення аномалій на основі гістограм, ансамблевих та гібридних підходів, їхня обчислювальна складність, масштабованість та ефективність при реалізації в середовищі Apache Spark. Метою даного дослідження є підвищення ефективності процесу виявлення аномалій у середовищі великих даних шляхом розробки, реалізації та експериментального дослідження набору розподілених алгоритмів

неконтрольованого аналізу.

Основний матеріал. У даному дослідженні розглянуто чотири методи, спеціально адаптовані до парадигми великих даних та платформи Apache Spark: HBOS_BD – розподілену модифікацію гістограмного методу виявлення аномалій; LODA_BD – легкий онлайн-детектор, що базується на множині випадкових проєкцій; LSCP_BD – локально-селективне поєднання паралельних ансамблів детекторів; XGBOD_BD – частково контрольований ансамблевий підхід на основі екстремального градієнтного бустингу. Для кожного з методів описуються принципи побудови, особливості розподіленої реалізації та оцінюється обчислювальна складність, що дозволяє обґрунтувати їх придатність до використання у сценаріях із великими та високовимірними наборами даних.

Метод HBOS (Histogram-Based Outlier Score) [2] оцінює аномалії на основі незалежних одновимірних гістограм для кожної ознаки. Для кожного екземпляра p значення оцінки обчислюється як сума логарифмів обернених нормалізованих висот інтервалів, у які він потрапляє:

$$f(x) = \sum_{i=0}^k \log \frac{1}{\text{hist}_i(p)}. \quad (1)$$

Розглядаються два підходи до побудови гістограм:

- статичний – використання k інтервалів фіксованої ширини з оцінкою частоти на основі відносної кількості зразків;
- динамічний – попереднє сортування значень та групування фіксованої кількості N/k послідовних елементів в інтервали. Площа кожного інтервалу однакова, а висота визначається за формулою:

$$\frac{\frac{N}{k}}{\text{last} - \text{first}}. \quad (2)$$

Основним недоліком класичного HBOS є ітераційна природа, що обмежує його застосування до великих даних. Розподілена модифікація HBOS_BD реалізує побудову гістограм та розрахунок оцінок аномалій за допомогою примітивів Spark, що дозволяє масштабувати обчислення на кластерах. У статичній версії HBOS_BD для кожної ознаки паралельно обчислюються та нормалізуються гістограми, після чого кожному екземпляру призначається бал аномальності за формулою (1). У динамічній версії дані додатково сортуються, визначаються межі інтервалів із фіксованою кількістю елементів та аналогічно обчислюються нормалізовані висоти.

Часова складність оригінального HBOS становить $O(n)$ для фіксованої ширини інтервалів і $O(n \log(n))$ для динамічної ширини. У розподіленому варіанті HBOS_BD складність завдяки розпаралелюванню оцінюється як:

$$\left(\frac{n \log n}{p} \right) + c), \quad (3)$$

- де p – кількість паралельних процесорів;
 c – комунікаційні накладні витрати.

Метод LODA (Lightweight On-line Detector of Anomalies) [3] ґрунтується на ідеї ансамблю дуже слабких детекторів, кожен з яких будує одновимірну гістограму для проєкції багатовимірних даних на випадковий вектор w_i . Оцінка для зразка x обчислюється як середнє від логарифмів імовірностей за всіма проєкціями:

$$f(x) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \log p_i(x^T w_i), \quad (4)$$

- де p_i – це ймовірність, оцінена i -ю гістограмою;
 k – кількість випадкових проєкцій.

Хоча LODA має низьку часову та просторову складність, його послідовне формування великої кількості проєкцій та відповідних гістограм призводить до значних витрат у середовищі Big Data. Розподілена версія LODA_BD усуває цю проблему шляхом заміни множини ітерацій на одну матричну операцію: формується матриця випадкових проєкцій розміру $d \times k$, а всі проєкції обчислюються одночасно шляхом розподіленого множення *RowMatrix* даних на цю матрицю. Далі для кожної одновимірної проєкції паралельно будуються й нормалізуються

гістограми, після чого за розподіленою операцією map обчислюється оцінка аномальності відповідно до (4).

Обчислювальна складність LODA_BD в навчанні може бути записана як:

$$O\left(\frac{nk d^{\frac{-1}{2}}}{p} + c\right), \quad (5)$$

n – кількість навчальних зразків;

d – розмірність вхідного простору;

k – кількість гістограм;

p – кількість паралельних процесорів;

c – комунікаційні накладні витрати через синхронізацію між вузлами.

Часова складність етапу класифікації становить:

$$O\left(\frac{k d^{\frac{-1}{2}}}{p} + c\right). \quad (6)$$

Це дозволяє застосовувати LODA_BD у потокових та великих наборах даних.

Метод LSCP (Locally Selective Combination in Parallel Outlier Ensembles) [4] вирішує задачу неконтрольованого виявлення аномалій за відсутності справжньої розмітки. Він формує псевдоеталонні оцінки шляхом агрегування результатів набору базових детекторів (середнє або максимум). Далі для кожного екземпляра оцінюється локальна область за допомогою k -найближчих сусідів у випадково обраних підпросторах ознак, і ті базові детектори, що найбільш узгоджені з псевдоеталонною розміткою в цій локальній області, комбінуються в ансамбль.

Однак багаторазове застосування k -NN у високій розмірності для великих даних вимагає обчислення мільярдів відстаней і є надто затратним. Розподілена модифікація LSCP_BD пропонує апроксимацію локальної області на основі кластеризації замість явного пошуку k -NN. Для цього використовують розподілені реалізації k -Means та Bisecting k -Means у Spark. На першому етапі дані кластеризуються, після чого кластери масштабуються (розбиття занадто великих та об'єднання малих) спеціальною процедурою clusterPartitioning, що формує «збалансовані» партиції з локально подібними екземплярами.

Далі в кожній партиції обчислюється кореляція Пірсона між оцінками базових детекторів та псевдоеталоном, і залежно від стратегії (використання всіх детекторів або лише підмножини з найвищою кореляцією) формується локальне ансамблеве рішення. Такий підхід зменшує кількість пар «екземпляр–сусід» та переносить основні витрати на розподілену кластеризацію.

При використанні Bisecting k -Means загальна розподілена складність LSCP_BD оцінюється як:

$$O\left(\frac{k \cdot n \cdot d}{p} + c\right) + O\left(\frac{n \cdot C_{b, dist}}{p} + c\right) + O\left(\frac{n \cdot B}{p} + c\right), \quad (7)$$

де n – кількість точок даних;

k – кількість кластерів;

d – кількість вимірів;

p – кількість процесорів;

c – комунікаційні накладні витрати через синхронізацію між вузлами.

Метод XGBOD (eXtreme Gradient Boosting Outlier Detection) [5] є частково контрольованим ансамблевим підходом, який поєднує неконтрольовані детектори аномалій із контрольованим класифікатором XGBoost. На першому етапі набір неконтрольованих алгоритмів генерує трансформовані оцінки викидів (Transformed Outlier Scores, TOS), що відображають структуру даних. Відібрані TOS додаються до початкового простору ознак, формуючи розширений набір, на якому навчається XGBoost-класифікатор.

У класичному XGBOD використання «важких» неконтрольованих методів та ітераційного XGBoost обмежує масштабованість на Big Data. Розподілена версія XGBOD_BD замінює базові детектори на розподілені методи виявлення аномалій і використовує розподілену реалізацію XGBoost у Spark. Передбачено дві стратегії відбору TOS: випадкова (rnd) – вибір фіксованої кількості $n_selected_TOS$ показників випадковим чином без повторень; на основі точності (acc) – для кожної TOS за допомогою порогу формуються бінарні мітки, обчислюється точність за метриками Spark MulticlassMetrics та обираються TOS з

найкращими значеннями.

Після відбору TOS формуються розширені ознаки, і на них навчається розподілений XGBoost, чий прогноз і є кінцевим рішенням щодо аномальності екземплярів.

Загальна обчислювальна складність XGBOD_BD складається зі складності розподіленого навчання базових детекторів та XGBoost:

$$O\left(\frac{n \cdot C_{b,dist}}{p} + c\right) + O\left(\frac{Kd||x||_0 \log n}{p} + c\right) + O\left(\frac{Kd}{p} + c\right) \quad (8)$$

де B – кількість базових детекторів, кожен з яких має розподілену складність $C_{b,dist}$;

p – кількість процесорів;

c – комунікаційні накладні витрати через синхронізацію між вузлами;

K – загальна кількість дерев;

d – максимальна глибина дерева;

$||x||_0$ – кількість невідсутніх записів у навчальних даних.

Таким чином, HBOS_BD, LODA_BD, LSCP_BD та XGBOD_BD формують узгоджений набір розподілених методів виявлення аномалій для великих даних, що покриває як неконтрольовані, так і частково контрольовані сценарії та забезпечує масштабованість завдяки використанню Apache Spark.

Висновки. Розроблено розподілені архітектури для базових алгоритмів виявлення аномалій, що усунуло їхні фундаментальні обмеження щодо масштабованості. Це було досягнуто шляхом заміни їхніх послідовних, ітераційних етапів на високопродуктивні паралельні операції, що надаються фреймворком Apache Spark. Зокрема, для HBOS_BD було впроваджено розподілену побудову гістограм, а для LODA_BD – заміну множинних ітераційних проєкцій на єдину розподілену матричну операцію. Це дало змогу перетворити класичні, але не масштабовані методи, на повноцінні інструменти для Big Data, здатні обробляти великі масиви даних за прийнятний час, зберігаючи при цьому вихідну логіку оцінки аномальності.

Розв'язано ключову проблему обчислювальної складності у складних ансамблевих методах, зокрема в LSCP, шляхом інноваційної модифікації його архітектури. Це було реалізовано через запропоновану заміну ресурсоємного та непрактичного для великих даних методу k -найближчих сусідів на ефективну розподілену кластеризацію для формування "локальних областей".

Сформовано комплексний набір інструментів для виявлення аномалій, що охоплює як неконтрольовані, так і гібридні підходи. Це було здійснено через послідовну розробку та формальний опис чотирьох алгоритмів, кожен з яких представляє окрему категорію методів – від простих статистичних до складних ансамблевих та частково контрольованих.

Список літератури

1. Erhan, L., Ndubuaku, M., Di Mauro, M., Song, W., Chen, M., Fortino, G., Bagdasar, O., Liotta, A. Smart anomaly detection in sensor systems: a multi-perspective review. *Information Fusion*. 2021. Vol. 67. Pp. 64–79.
2. Aguilera-Martos, I., García-Barzana, M., García-Gil, D., Carrasco, J., López, D., Luengo, J., Herrera, F. Multi-step histogram based outlier scores for unsupervised anomaly detection: ArcelorMittal engineering dataset case of study. *Neurocomputing*. 2023. Vol. 544. № 126228.
3. Pevny, T. LODA: lightweight on-line detector of anomalies. *Machine Learning*. 2016. Vol. 102. Pp. 275–304.
4. Zhao, Y., Nasrullah, Z., Li, Z. LSCP: locally selective combination in parallel outlier ensembles. *Proceedings of the 2019 SIAM International Conference on Data Mining (SDM 2019)*. 2019. Pp. 585–593.
5. Zhao, Y., Hryniewicki, M.K. XGBOD: improving supervised outlier detection with unsupervised representation learning. *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2018. Pp. 1–8.

АВТОМАТИЗОВАНИЙ ПІДХІД ДО ОГЛЯДУ ЛІТЕРАТУРИ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ

Вступ. Стрімке зростання кількості наукових публікацій у галузі комп'ютерних наук та інженерної освіти створює значні труднощі для дослідників під час проведення систематичних оглядів. Традиційні підходи до Systematic Review та Scoping Review потребують значних ресурсів, зокрема на етапах первинного скринінгу анотацій. У ситуації інформаційного перенасичення особливо актуальним є використання автоматизованих інструментів, що дозволяють зменшити навантаження на дослідника та підвищити ефективність аналізу.

Останні дослідження демонструють значний потенціал великих мовних моделей (LLM) у науковій роботі. Зокрема, доведено, що LLM можуть конкурувати з продуктивністю людини при вилученні даних [1], а в деяких випадках точність автоматизованого скринінгу навіть перевищує показники ручної обробки [2]. Використання GPT-моделей для скринінгу показує високу кореляцію з результатами незалежних експертів [3], що відкриває нові можливості для оптимізації дослідницьких процесів. Проте ефективність таких методів на пряму залежить від чіткості критеріїв та якості розроблених промптів [4].

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є процес проведення огляду літератури (Scoping review) у сфері комп'ютерних наук та інженерної етики. Предметом дослідження є методи автоматизації етапів скринінгу та екстракції даних з використанням API великих мовних моделей (зокрема OpenAI).

Головна мета роботи полягає у розробці, впровадженні та валідації методу автоматизованого огляду літератури, що базується на використанні великих мовних моделей для класифікації публікацій за заданими критеріями. Дослідження спрямоване на підвищення ефективності обробки великих масивів метаданих, зменшення рутинного навантаження на дослідників та забезпечення високої точності відбору релевантних джерел.

Основний матеріал. Методика роботи ґрунтувалася на стандартах звітності PRISMA-SCR та була реалізована як триетапний автоматизований процес: планування, скринінг заголовків та анотацій і повнотекстовий скринінг. Відмінною рисою підходу стала інтеграція моделі OpenAI, зокрема версії o4-mini, через API для автоматизації рішень щодо включення або виключення статей.

На початковому етапі «Планування та збір даних» було визначено дослідницьке питання, що стосувалося педагогічних втручань у сфері етики в інженерній освіті (період 2021–2025 рр.). Пошук здійснювався у п'яти базах даних: Scopus, Web of Science, ERIC, MDPI та CEEA. Загалом було отримано 7707 записів. Метадані (заголовки, анотації, DOI) були попередньо оброблені для подальшого аналізу.

Наступний етап скринінгу заголовків та анотацій реалізовувався як гібридний процес. Для навчання та валідації моделі було сформовано валідаційний набір даних на основі ручної оцінки датасету CEEA (275 унікальних записів). Два незалежні рецензенти провели ручний скринінг, узгоджуючи розбіжності. Аналіз розбіжностей виявив людську похибку скринінгу на рівні 13,8%, що підтверджує необхідність додаткових інструментів верифікації. Для автоматизації було розроблено спеціалізований промпт, який включав роль системи (експерт-дослідник), чіткі критерії включення та виключення статті, анотовані приклади для категорій «Включити» та «Виключити», вимогу надавати пояснення для відбору згідно з кожним критерієм.

Модель OpenAI o4-mini використовувалася через API, що дозволило обробляти запити пакетно, забезпечуючи швидкість та стабільність. Для перевірки надійності моделі було проведено три ітерації тестування (спроби), результати яких наведено у Таблиці 1. Дані демонструють, що модель забезпечує стабільно високий показник повноти (Recall) – до 90,9%,

допускаючи мінімальну кількість критичних помилок (хибно негативних результатів) порівняно з ручним скринінгом.

Таблиця 1 – Метрики ефективності LLM порівняно з ручною перевіркою на датасеті CEEA

№	Точність (Accuracy)	Повнота (Recall)	Точність (Precision)	Хибно-позитивні (False positives)	Хибно-негативні (False negatives)	Істинно-позитивні (True positives)	Істинно-негативні (True negatives)	F1 Score
1	0.833	0.909	0.648	38	7	70	155	0.757
2	0.852	0.909	0.68	33	7	70	160	0.778
3	0.841	0.896	0.663	35	8	69	158	0.762

Порівняльний аналіз демонструє суттєву перевагу автоматизованого підходу у мінімізації критичних помилок. Якщо люди-рецензенти помилково відхилили 13 статей, то модель пропустила лише 7–8 (залежно від ітерації). Це свідчить про те, що алгоритм діє більш надійно та не упереджено, забезпечуючи вищий рівень повноти (Recall ~90,9%) і знижуючи ризик втрати важливих даних, притаманний ручній обробці через втому або неуважність.

На фінальному етапі повнотекстового скринінгу аналізувалися повні тексти відібраних статей. Було здійснено автоматизоване завантаження доступних PDF-файлів за DOI. Для обробки повних текстів використовувався модифікований промпт, адаптований для більшого обсягу контексту. Основні виклики включали обробку нестандартних форматів (великі книги, звіти), які модель позначала як помилки для ручного перегляду. Валідація на повнотекстовому рівні (на прикладі 79 статей) показала точність (Accuracy) близько 83,5% та повноту (Recall) 92,6%. Використання API дозволило ефективно керувати контекстним вікном та отримувати структуровані відповіді у форматі JSON, що значно спростило подальшу агрегацію результатів.

Застосування API ключа OpenAI було обрано через краще співвідношення ціни та якості порівняно з іншими моделями, а також через високу здатність моделі слідувати складним інструкціям. Порівняльний аналіз показав, що автоматизований підхід дозволив скоротити час скринінгу на 70-80% порівняно з повністю ручним процесом, при збереженні високої надійності результатів.

Висновки. У роботі підтверджено ефективність застосування великих мовних моделей для автоматизації процесів скринінгу наукових публікацій. Розроблена методологія промпт-інжинірингу забезпечує високу точність відбору як на рівні анотацій, так і повних текстів, мінімізуючи ризик втрати важливих даних.

Наукова новизна полягає у розробленні автоматизованого підходу до огляду літератури з використанням LLM. Продемонстровано перевагу над традиційним ручним скринінгом публікацій, зокрема у зменшенні кількості помилкових виключень. Практичне значення роботи полягає у створенні фундаменту для розробки адаптивних систем, здатних значно пришвидшити наукові дослідження завдяки налаштованому автоматичному відбору літератури.

Список літератури

1. Konet, A., Thomas, I., Gartlehner, G., Kahwati, L., Hilscher, R., Kugley, S., Crotty, K., Viswanathan, M., & Chew, R. (2024). Performance of two large language models for data extraction in evidence synthesis. *Research synthesis methods*, 15(5), 818–824. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1732>
2. Sanghera, R., Thirunavukarasu, A. J., El Khoury, M., O'Logbon, J., Chen, Y., Watt, A., Mahmood, M., Butt, H., Nishimura, G., & Soltan, A. A. S. (2025). High-performance automated abstract screening with large language model ensembles. *Journal of the American Medical Informatics Association : JAMIA*, 32(5), 893–904. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocaf050>
3. Guo, E., Gupta, M., Deng, J., Park, Y. J., Paget, M., & Naugler, C. (2024). Automated Paper Screening for Clinical Reviews Using Large Language Models: Data Analysis Study. *Journal of medical Internet research*, 26, e48996. <https://doi.org/10.2196/48996>
4. Akinseloyin, O., Jiang, X., & Palade, V. (2024). A question-answering framework for automated abstract screening using large language models. *Journal of the American Medical Informatics Association : JAMIA*, 31(9), 1939–1952. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocae166>

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ SLICING AIDED HYPER INFERENCE ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ МАЛИХ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ВИСОКОЇ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ

Вступ. Виявлення малих об'єктів є спеціалізованою підзадачею загальної проблеми виявлення об'єктів, яка передбачає ідентифікацію об'єкта на зображенні, побудову обмежувальної рамки навколо нього та його класифікацію. Малий об'єкт визначається як такий, що займає невелику кількість пікселів на зображенні, незалежно від його фактичних фізичних розмірів. Наприклад, автомобіль, який зазвичай має великі габарити, але зображений з висоти пташиного польоту і займає на зображенні лише невелику площу (наприклад, менше ніж 32 на 32 пікселі) класифікується як малий об'єкт.

У роботі [1] проведено систематичний аналіз наукових публікацій, присвячених задачі виявлення малих об'єктів на зображеннях. Даний аналіз мав оглядовий характер і не включав практичних експериментів, проте дозволив визначити ключові підходи, методи та обмеження сучасних алгоритмів. Серед проаналізованих джерел виділено роботу [2], у якій запропоновано метод SAHI (Slicing Aided Hyper Inference) для підвищення точності виявлення малих об'єктів. Суть підходу полягає в тому, що великі зображення розбиваються на менші фрагменти (слайси), кожен з яких окремо обробляється детектором об'єктів, після чого результати об'єднуються у координатах оригінального зображення.

На основі теоретичного аналізу проведеного у [1], ціллю даного дослідження є практична перевірка ефективності застосування методу SAHI для обробки зображень, розмір яких перевищує розмір вхідного шару використаної моделі.

Актуальність даного дослідження зумовлена тим, що завдання виявлення малих об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності широко зустрічається в таких сферах, як аерофотозйомка, аналітичні системи обробки візуальних даних та аналіз медичних знімків, що обумовлює необхідність застосування методів, здатних ефективно виявляти дрібні об'єкти на великих зображеннях.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є процес виявлення малих об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності. Предмет дослідження полягає у застосуванні методу SAHI під час інференсу моделі виявлення об'єктів на зображеннях, більших за встановлені для моделі розміри вхідного зображення. Головна мета дослідження полягає в оцінці ефективності методу SAHI для виявлення малих об'єктів шляхом порівняння результатів базової моделі (на зображеннях розміром 640 на 640 пікселів) та моделі з використанням SAHI на зображеннях різної роздільної здатності (1280 на 1280; 1920 на 1920 тощо).

Основний матеріал. Для проведення експериментів у межах даного дослідження було обрано модель YOLOv8n. Дана модель є компактною, що забезпечує значну економію обчислювальних ресурсів і дозволяє швидко проводити тренування та оцінку без необхідності використання потужного графічного процесору, що робить її оптимальною для експериментальних задач та швидкої перевірки гіпотез.

Для навчання нейронної мережі було обрано набір даних [3], який складається з трьох класів різних видів транспорту, а саме наземного (машин), повітряного (літаків) та морського (суден). Вибірка для тренування у даному наборі містить 2094 зображень, а для валідації та тестування по 449. Розмір кожного зображення у наборі даних становить 640 на 640 пікселів. Усі зображення зображують транспортні засоби в орієнтації «згори», подібній до виду з висоти пташиного польоту.

Навчання моделі YOLOv8n проводилося протягом 150 епох. Розмір вхідного шару мережі становив 640 на 640 пікселів, що відповідає розмірам зображень у навчальній вибірці.

Для оцінки точності роботи мережі в ході навчання та валідації використовувались метрики precision, recall, mAP50 та mAP50-95 [4].

За результатами оцінки навчання мережі протягом 150 епох після на тестовому наборі даних отримано наступні значення відповідних метрик: точність (precision) – 0.657, повнота (recall) – 0.626, mAP50 – 0.613, mAP50-95 – 0.345. Хоча результати не демонструють високої точності, основною метою дослідження було не максимізувати точність базової моделі, а перевірити ефективність підходу SANI для покращення розпізнавання об'єктів при збільшенні роздільної здатності зображень у порівнянні з базовою моделлю YOLO.

SANI працює за принципом обробки великих зображень частинами [2]. Спочатку велике зображення розбивається на менші фрагменти такого розміру, який підходить для вхідного формату базової моделі. Кожен фрагмент окремо подається в модель виявлення об'єктів. Після цього всі знайдені на фрагментах об'єкти переносяться назад у координати вихідного зображення.

У даному дослідженні проводилось порівняння двох підходів, а саме прямого виявлення об'єктів базовою YOLO моделлю усього зображення, а також виявлення з використанням методу SANI, який застосовував ту саму натреновану базову модель для обробки кожного окремого фрагмента. Таким чином, модель залишалася ідентичною, а відмінність полягала лише у способі обробки зображень: напряму або через поділ на фрагменти.

Для точного порівняння базової версії моделі та з використанням SANI були необхідними розмічені зображення більшої роздільної здатності, ніж ті, що присутні у наборі даних. У зв'язку з відсутністю таких розмічених зображень для проведення порівняння було сформовано тестові зображення, шляхом об'єднання кількох зображень у єдине зображення (у вигляді сітки) з відповідною трансформацією анотацій до даних зображень. Таким чином, замість чотирьох зображень розміром 640 на 640 пікселів та чотирьох відповідних файлів анотації з тестового набору даних було отримано єдине зображення розміром 1280 на 1280 пікселів та єдиний файл анотації для нього. Відповідним чином, замість дев'яти зображень було отримано одне з розміром 1920 на 1920 пікселів.

Тестування базової моделі на зображенні розміром 1280 на 1280 пікселів показало значення метрики mAP50 у розмірі 0.675, а для mAP50-95 – 0.306. При використанні SANI з використанням даної базової моделі зображення було опрацьовано у вигляді дванадцяти окремих слайсів з подальшим об'єднанням отриманих результатів. Значення метрик при використанні SANI для даного зображення: mAP50 – 0.68, а mAP50-95 – 0.34. Таким чином, спостерігається незначне покращення при обробці зображення 1280 на 1280 пікселів. Аналіз результатів показує, що при збільшенні розміру вхідного зображення базова модель YOLOv8n суттєво втрачає точність, особливо за показником mAP50-95. Метод SANI дозволяє частково компенсувати втрату точності на великих зображеннях.

Однак тестування базової моделі на зображенні розміром 1920 на 1920 пікселів показало значення для mAP50 – 0.429 та для mAP50-95 – 0.178. Таким, чином, при збільшенні вхідного зображення у 9 разів базова версія YOLOv8n демонструє значне падіння показників. При тестуванні YOLOv8n з використанням SANI було отримано значення метрики mAP50 – 0.582 та метрики mAP50-95 – 0.3.

За результатами проведених експериментів можна зробити висновок, що при збільшенні розміру зображення до чотирикратного, порівняно з розміром вхідного шару, масштабування до розміру мережі зберігає достатню кількість ознак для ефективного виявлення та класифікації об'єктів. У цьому випадку модель демонструє задовільні результати, і застосування підходу SANI не забезпечує значного покращення точності. Проте при обробці значно більших зображень, що перевищують у дев'ять разів розмір вхідного шару, використання SANI виявляється ефективним і дозволяє суттєво підвищити показники точності детекції.

Додатково було проведено виключне візуальне порівняння ефективності базової моделі та підходу SANI на зображенні більшої роздільної здатності. Для цього використовувалось зображення розміром 7168 на 4096 пікселів, що містило сотні об'єктів наявних класів, знятих з великої висоти. При обробці базовою моделлю зображення було масштабоване до 640 на 384 пікселів для відповідності розміру вхідного шару. Внаслідок такого масштабування жоден об'єкт не був виявлений через значну втрату ознак. Застосування методу SANI з перекриттям 5% по висоті та ширині призвело до формування 84 окремих фрагментів.

Кожен фрагмент оброблявся окремо, після чого результати були об'єднані у координатах оригінального зображення. Варто зазначити, що збільшення кількості фрагментів збільшує й час обробки зображення. За результатами візуального аналізу встановлено, що модель змогла виявити сотні об'єктів серед наявних класів. Метрики точності не були обчислені через відсутність файлу анотацій у необхідному форматі та для відповідних класів.

Подальший розвиток даного дослідження може включати навчання різних моделей YOLO та формування анотованого набору тестових даних значно ширшого діапазону. Це дозволить точніше оцінити ефективність базових архітектур, а також їх інтеграцію з підходом SANI при обробці високороздільних зображень різних розмірів. Додатково можна здійснювати аналіз часу інференсу базової моделі та SANI при різній кількості фрагментів, що дозволить визначити компроміс між продуктивністю та швидкістю обробки.

Висновки. У межах даного дослідження було проведено експериментальну оцінку ефективності застосування методу SANI для виявлення малих об'єктів на зображеннях великої роздільної здатності. Як базову модель для проведення експериментів було обрано YOLOv8n. Результати показали, що базова модель демонструє прийнятні показники точності на зображеннях, розмір яких близький до вхідного шару мережі або перевищує його незначною мірою. У таких випадках застосування SANI не призводить до суттєвого покращення точності виявлення об'єктів.

При значному збільшенні роздільної здатності вхідних зображень масштабування до розміру вхідного шару призводить до втрати ознак деталей, внаслідок чого спостерігається значне зниження точності детекції. У таких умовах застосування SANI забезпечує помітне покращення результатів, оскільки підхід дозволяє зберегти локальні ознаки, критичні для коректного розпізнавання малих об'єктів. Візуальні експерименти на особливо великих зображеннях підтверджують здатність SANI ефективно виявляти малі об'єкти. Водночас варто враховувати те, що підвищення точності супроводжується збільшенням часу інференсу.

Таким чином, проведене дослідження підтвердило, що метод SANI є ефективним інструментом для підвищення точності виявлення малих об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності, які значно більші за розмір вхідного шару детектору об'єктів.

Список літератури

1. О. Пшеничний, Д. Киричук, "Аналітичний огляд наукових статей, пов'язаних з виявленням малих об'єктів на зображеннях," *Наука і техніка сьогодні*, серія «Техніка», № 4(45), 2025, pp. 1475-1485, DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1475-1485](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1475-1485).
2. F. C. Akyon, S. Onur Altinuc, and A. Temizel, "Slicing aided hyper inference and fine-tuning for small object detection," in *2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Bordeaux, France, Oct. 16, 2022, pp. 966-970, doi: 10.1109/ICIP46576.2022.9897990.
3. K. P. Sudheer, "SkyFusion: Aerial Object Detection (tiny-object-detection)," *Kaggle*, 2022. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/kailaspsudheer/tiny-object-detection>.
4. Ultralytics, "Mean Average Precision (mAP)," *Ultralytics Glossary*. [Online]. Available: <https://www.ultralytics.com/glossary/mean-average-precision-map>.

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАПАХІВ НА ОСНОВІ МОЛЕКУЛЯРНОЇ СТРУКТУРИ

Вступ. Серед усіх людських органів чуття нюх залишається найменш дослідженим з позиції його цифрової моделювання та формалізації. Якщо для видіння та слуху давно існують добре встановлені фізичні принципи - довжина електромагнітної хвилі визначає колірне сприйняття, а частота коливань звукових хвиль впливає на висоту звуку - то для запахової системи такої однозначної відповідності не виявлено. Людський організм володіє приблизно 400 типами нюхових рецепторів, і кожен з них здатен взаємодіяти з великою кількістю хімічних молекул одночасно [3]. На відміну від зорової та слухової систем, де існує чітке картування між фізичними параметрами стимулу та нейронним кодуванням, нюхова система демонструє надзвичайно високу комбінаторність: одна молекула може активувати множину рецепторів, а один рецептор може реагувати на різноманітні молекулярні структури.

Розроблення комп'ютерних алгоритмів, здатних передбачити запахові характеристики на основі молекулярної структури, є складним завданням, однак його актуальність невинно зростає [1, 2]. Традиційні підходи до аналізу запахів базувалися переважно на експериментальному визначенні ольфакторних властивостей шляхом залучення панелей експертів-оцінювачів, що є трудомістким, дорогим та часозатратним процесом. Такі системи знаходять застосування в парфумерній промисловості при розробці нових композицій, у харчовій промисловості для контролю якості та в клінічній медицині для діагностики захворювань, де специфічні запахові маркери можуть свідчити про метаболічні порушення.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження виступає процес прогнозування ольфакторних характеристик хімічних сполук. Предметом дослідження являються алгоритми машинного навчання, які встановлюють математичну залежність між молекулярною структурою та сприйняттям запаху людиною. Основна мета роботи полягає в аналізі сучасних методологій побудови таких систем, із особливою увагою до графових нейронних архітектур.

Основний матеріал. Основна складність цієї задачі походить від того, що взаємозв'язок між молекулярною організацією хімічної речовини та її запаховими властивостями є складним і неочевидним [3]. На практиці спостерігаються два парадоксальні явища: по-перше, дві хімічні сполуки зі схожою структурою можуть продукувати абсолютно різні запахові сигнали, по-друге, молекули з кардинально різною архітектурою іноді демонструють практично ідентичні ароматичні профілі. Класичним прикладом першого явища є карвон, де R-енантіомер пахне м'ятою, а S-енантіомер - кмином, незважаючи на ідентичну хімічну структуру. Приклад другого явища демонструють молекули бензальдегіду та нітробензолу, які мають різну функціональну організацію, але обидві характеризуються мигдальним ароматом.

Для того щоб обчислювальна система могла працювати з молекулами, їх структурну інформацію необхідно перевести в математичне представлення. Існують різні підходи до кодування молекулярної інформації: SMILES-нотація представляє молекули у вигляді текстових рядків, молекулярні фінгерпринти кодують структурні фрагменти у вигляді бінарних векторів, а дескриптори описують фізико-хімічні властивості числовими значеннями. Найбільш інформативним є графова репрезентація, яка представляє молекулу як математичний граф, де вузли еквівалентні атомам, а ребра - хімічним зв'язкам [4]. Перевага графового представлення полягає в можливості повного збереження топологічної структури молекули та природного врахування локальних взаємодій між атомами.

Архітектура Message Passing Neural Networks

Графова репрезентація лежить в основі архітектури Message Passing Neural Network (MPNN). Концептуальна ідея полягає в тому, що кожен атом у молекулі комунікує зі своїми сусідніми атомами через обмін інформацією у вигляді закодованих векторів. Ця архітектура була

запропонована для задач квантової хімії, але виявилася особливо ефективною для прогнозування макроскопічних властивостей молекул, включаючи їхні сенсорні характеристики.

На кожному кроці обчислення атом збирає закодовану інформацію від своїх сусідніх атомів. Ця інформація проходить через функцію формування повідомлення, яка об'єднує сигнали від сусідів та враховує характеристики хімічних зв'язків. Потім отримана комбінована інформація поєднується з внутрішнім станом атома через функцію оновлення, що генерує новий векторний стан. Цей процес повторюється кілька разів, зазвичай від 3 до 5 ітерацій, що дозволяє інформації поширюватися по всій молекулярній структурі.

Після виконання достатньої кількості ітерацій, кожен атом накопичив інформацію про загальну структуру молекули, включаючи віддалені структурні фрагменти. На заключному етапі мережа агрегує всю накопичену інформацію з усіх атомів і генерує один результуючий вектор, який використовується як основа для прогнозування запахових властивостей. Важливою характеристикою цієї архітектури є її інваріантність до перестановок атомів, що відповідає фізичній природі молекул.

У 2023 році міжнародна дослідницька команда, яка об'єднала фахівців з компанії Google Research та Центру дослідження хімічних сенсорів Monell, реалізувала застосування описаної архітектури для розроблення першої комплексної карти запахів Principal Odor Map (POM) [1]. Для навчання моделі використовувався датасет з 5000 хімічних сполук, оцінених за 55-ма категоріями дескрипторів запаху. Розроблена модель демонструвала здатність передбачати запахові характеристики з точністю, що перевищує середню точність людських експертів [1].

Сучасні дослідження показують, що графові нейронні мережі успішно застосовуються не тільки для окремих молекул, але й для прогнозування запахових властивостей хімічних сумішей [4]. У 2024 році було представлено удосконалені моделі, які інтегрують багаторівневі молекулярні ознаки, включаючи атомні атрибути та глобальні топологічні властивості [2]. Ці підходи демонструють значне покращення продуктивності у порівнянні з традиційними методами.

Важливим напрямком є інтеграція додаткових фізичних характеристик молекул у процес навчання. Зокрема, дослідження 2024 року демонструють, що врахування електростатичних потенціалів та просторової конфігурації молекул суттєво покращує точність моделей [5]. Моделі на основі механізмів уваги (attention mechanisms) дозволяють мережі автоматично визначати найбільш релевантні структурні фрагменти для конкретних запахових дескрипторів [2]. Крім того, активно розвиваються методи трансферного навчання, які дозволяють адаптувати моделі, натреновані на великих загальних датасетах молекул, для специфічних задач прогнозування запахів з обмеженою кількістю даних.

Висновки. Графові нейронні мережі, побудовані на архітектурі передачі повідомлень, демонструють суттєвий потенціал у розв'язанні завдання прогнозування запахових властивостей хімічних молекул [1, 2, 4]. Механізм передачі та обробки інформації між атомами дозволяє мережі ефективно кодувати та аналізувати молекулярну структуру, досягаючи рівня точності, порівнянного з результатами людських експертів. Подальший розвиток цього напрямку включає розширення можливостей моделей для роботи з хімічними сумішами, впровадження методів трансферного навчання для роботи з обмеженими датасетами та інтеграцію електростатичних характеристик молекул для покращення точності прогнозування [5].

Список літератури

1. Lee B. K., Mayhew E. J., Sanchez-Lengeling B., Wei J. N., Qian W. W., Little K. A., Andres M., Nguyen B. B., Moloy T., Yasonik J., Parker J. K., Gerkin R. C., Mainland J. D., Wiltschko A. B. A principal odor map unifies diverse tasks in olfactory perception. *Science*, 2023, 381(6661), 999–1006.
2. Zhang Y., Li X., Wang Z. Molecular Odor Prediction Based on Multi-Feature Graph Attention Networks. *arXiv preprint*, 2025, arXiv:2502.01430.
3. Achebouch R., Tromelin A., Audouze K., Taboureau O. Application of artificial intelligence to decode the relationships between smell, olfactory receptors and small molecules. *Scientific Reports*, 2022, 12, 18817.
4. Sultan A., Sieg J., Mathea M., Volkamer A. Deep Learning for Odor Prediction on Aroma-Chemical Blends. *ACS Omega*, 2025, 10(9), 9099–9113.
5. Zhang M., Hiki Y., Funahashi A., Kobayashi T. J. A deep position-encoding model for predicting olfactory perception from molecular structures and electrostatics. *npj Systems Biology and Applications*, 2024, 10, 76.

АНАЛІЗ СПОСОБІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДІЛОВОЇ КОМУНІКАЦІЇ В ОРГАНІЗАЦІЯХ

Вступ. Автоматизація ділової комунікації є фундаментальною частиною цифрової трансформації організацій. Її централізація є ключовим елементом підвищення операційної ефективності. Цей процес передбачає об'єднання різних комунікаційних каналів на єдиній уніфікованій платформі. Проте, зважаючи на кількість наявних на ринку продуктів, виникає потреба в аналізі їх ефективності для компаній з різних галузей [1].

Постановка задачі. Мета роботи - проаналізувати способи автоматизації ділової комунікації в організаціях та централізації ключових комунікаційних процесів, а також дослідити інструменти їх реалізації.

Основний матеріал. У роботі проведено порівняльний аналіз інструментів автоматизації від найпопулярніших комунікаційних платформ, а також інших їх характеристик.

Автоматизація комунікаційних процесів в організації дозволяє підвищити ефективність персоналу шляхом використання готових інструментів для виконання рутинних задач. До них належать чат-боти, ШІ-нотатники, автоматизовані форми тощо [2].

Кожна платформа має власний набір інструментів, інтегрованих в її екосистему. Серед прикладів таких платформ можна виділити MS Teams, Slack та Google Chat [3][4][5]. Їх порівняльний аналіз наведено в таблиці 1.

Таблиця 1 - Порівняння платформ для проведення комунікації

Критерій	Microsoft Teams	Google Chat	Slack
Автоматизація	Боти на базі Microsoft Bot Framework; повна інтеграція з M365	Власні Chat-боти; плавна інтеграція з Google Forms, Документами, Календарем	Workflow Builder. Підтримує тисячі зовнішніх інтеграцій (Zapier, Salesforce тощо).
Централізація	Об'єднує чат, дзвінки, відеоконференції, спільні документи в межах структури «компанія→команда→канал»	Інтегровано з Google Workspace: чат, пошта, документи, календар в одному середовищі.	Канали Slack служать єдиним місцем для комунікації.
Безпека	Шифрування даних, умови GDPR/SOC, інтеграція з Azure AD (SSO, MFA).	Шифрування TLS, захист аккаунтів Google (MFA, безпечний вхід), сертифікати ISO/SOC.	шифрування при передачі (TLS 1.2) і на диску (AES-256, EKM для Enterprise).

Для обґрунтування вибору платформи для автоматизації проведено порівняльний аналіз їх основних інструментів у таблиці 2.

Таблиця 2 - Порівняння інструментів автоматизації комунікації на різних платформах

Платформа	Microsoft Teams	Google Chat	Slack
Основний Інструмент	Power Automate	Google Apps Script	Workflow Builder
Складність / Доступність	Середня. Необхідно ознайомитись з Power Automate	Висока. Вимагає знання коду (Apps Script)	Низька / Середня. No-code конструктор.
Внутрішня Екосистема	Глибока інтеграція з Microsoft 365	Глибока інтеграція з Google Workspace	Менш сфокусована на власній екосистемі
Зовнішні Інтеграції	Тисячі конекторів через Power Automate	Обмежена безпосередня інтеграція	Найбільш широка бібліотека сторонніх додатків та інтеграцій.
Планування Повідомлень	Вбудована функція	Вбудована функція	Вбудована функція

Висновки. Проведене дослідження показало, що вибір платформи автоматизації ділової комунікації залежить насамперед від потреб самої компанії. При використанні великої кількості зовнішніх інструментів оптимальним вибором стане Slack, що має велику бібліотеку для інтеграцій. В закритому середовищі краще підійде Google Chat завдяки тісній взаємодії в Workspace, а для гібридного використання найкращим варіантом буде MS Teams.

Список літератури

1. В. М. Дрешпак. Комунікації в Публічному Управлінні [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.scribd.com/document/663818462/4-Комунікації-в-Публічному-Управлінні>.
2. Unified communications as a service [Електронний ресурс] // Microsoft. – Режим доступу: <https://www.microsoft.com/en-gb/microsoft-teams/unified-communications-as-a-service>
3. City of London Corporation case study [Електронний ресурс] // Microsoft Adoption. – Режим доступу: <https://adoption.microsoft.com/en-us/case-studies/city-of-london-corporation/>.
4. How IBM shifted into a higher gear of productivity by partnering with Slack [Електронний ресурс] // Slack. – Режим доступу: <https://slack.com/customer-stories/ibm-productivity-partnering-with-slack>.
5. How Google Chat became Paack's hub for communication and collaboration [Електронний ресурс] // Google. – Режим доступу: <https://workspace.google.com/blog/customer-stories/how-google-chat-became-paacks-hub-communication-and-collaboration>.

МЕТОД ТА ЗАСОБИ ВІДЛАГОДЖЕННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ДАВАЧІВ НАЗЕМНОЇ МОБІЛЬНОЇ РОБОТОТЕХНІЧНОЇ ПЛАТФОРМИ

Вступ. Мобільні робототехнічні платформи виконують задачі автономної навігації, картографування та взаємодії зі складним середовищем. Ефективність їх роботи визначається точністю даних навігаційних сенсорів - IMU, магнітометра, GPS та ЛІДАРа. У реальних умовах ці сенсори зазнають впливу шумів, вібрацій, магнітних спотворень, мультипату та втрат лідарних точок, що призводить до накопичення похибок і дестабілізації орієнтації. Це вимагає створення методів фільтрації, калібрування та багатосенсорного злиття, здатних забезпечити високу точність та надійність роботи навігаційної підсистеми робототехнічної платформи.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є навігаційні сенсори мобільної робототехнічної платформи. Предмет дослідження – методи фільтрації, калібрування та багатосенсорного злиття вимірювальних даних. Мета роботи полягає у розробленні комплексу алгоритмів і програмних засобів відлагодження вимірювань IMU, магнітометра, GPS і ЛІДАР, спрямованих на зниження шумності, зменшення дрейфу та підвищення точності оцінювання орієнтації та координат. Для досягнення мети необхідно: проаналізувати характерні джерела похибок IMU, магнітометра, GPS та ЛІДАР, реалізувати алгоритми фільтрації, виконати 3D-калібрування магнітометра з компенсацією ефектів hard-iron та soft-iron, реалізувати багатосенсорне злиття IMU–магнітометр–GPS, організувати збереження сенсорних даних для подальшої аналітики, здійснити дослідження точності навігаційних параметрів після застосування фільтраційних і калібрувальних методів.. Результатом роботи має стати підвищення точності орієнтації, стабільності курсу та надійності руху робототехнічної платформи.

Основний матеріал. Архітектура навігаційної підсистеми мобільної робототехнічної платформи базується на багаторівневій обробці навігаційних даних. Модель включає такі рівні (див. рис. 1): сенсорне вимірювання (IMU, магнітометр, GPS, ЛІДАР), попередню фільтрацію та нормалізацію сигналів, калібрування (зокрема 3D-калібрування магнітометра), багатосенсорне злиття IMU–магнітометр–GPS, формування навігаційних параметрів (орієнтація, координати, карта перешкод) та їх передавання в інтелектуальну систему керування.

Для збору інерціальних даних використано модуль MPU-6050, що забезпечує тривісні вимірювання прискорень і кутових швидкостей. Реалізовано цифрову фільтрацію, компенсацію зміщення та нормалізацію даних, а також синхронізоване збирання через інтерфейс I2C.

Для визначення курсового кута використовується магнітометр QMC5883L, що надає тривісні показники магнітного поля. Оскільки дані магнітометра зазнають суттєвих спотворень у результаті локальних магнітних завад, реалізовано повноцінне 3D-калібрування із застосуванням еліпсоїдальної апроксимації для корекції hard-iron та soft-iron ефектів. Це дозволило отримати стабільнішу та менш зміщену оцінку орієнтації.

Супутниковий приймач GPS GP-01-Kit використано для формування глобальних навігаційних параметрів - координат, часу, швидкості. Обробка NMEA-повідомлень забезпечує виділення ключових параметрів (GPGGA, GPRMC), а інтеграція даних GPS із IMU дозволяє компенсувати накопичувальні похибки інерціальної навігації.

Для сканування просторового середовища застосовано лазерний далекомір YDLidar X4, що формує масиви точок у діапазоні сканування до 360°. На основі цих даних будуються моделі перешкод та карти локального оточення, які використовуються для уточнення траєкторії руху платформи.

Зібрані вимірювання зберігаються у InfluxDB, що підтримує роботу з часовими рядами та забезпечує можливість детального аналізу шумності, стабільності та трендів зміни навігаційних

параметрів. Це дає змогу виявляти відхилення у роботі сенсорів та оцінювати ефективність фільтраційних алгоритмів.

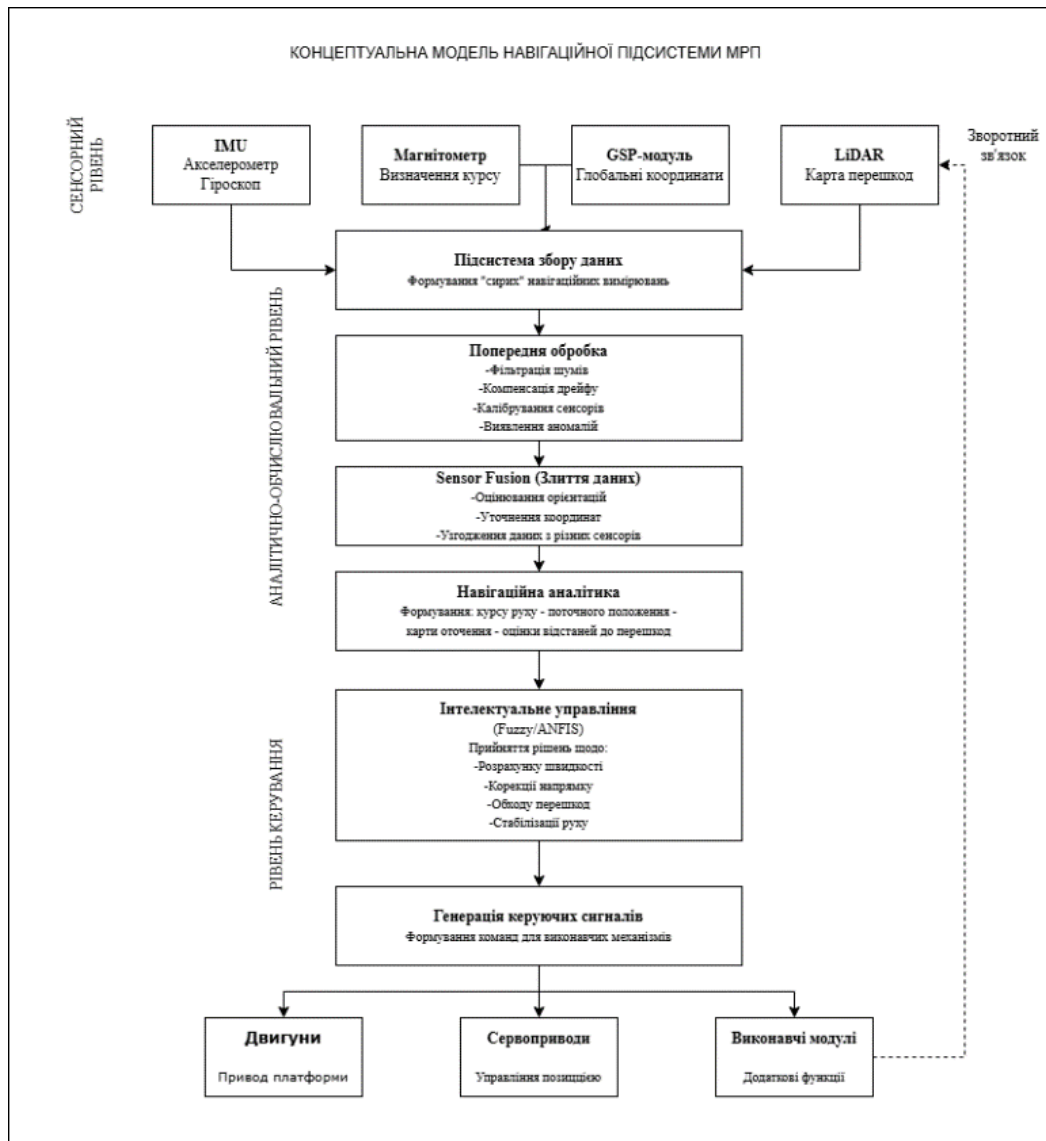


Рисунок 1. Концептуальна модель навігаційної підсистеми мобільної робототехнічної платформи

У роботі реалізовано комплекс методів попередньої обробки та відлагодження даних від IMU, магнітометра, GPS і ЛІДАРа. Комплементарний фільтр використано як базовий механізм інтеграції швидких гіроскопічних та стабільних акселерометричних вимірювань. Його математична форма подана у формулі (1):

$$\theta = \alpha(\theta + \omega \cdot dt) + (1 - \alpha) \cdot \theta_{\text{асс}} \quad (1)$$

де θ - оцінений кут,

ω - кутова швидкість,

$\theta_{\text{асс}}$ - кут за даними акселерометра,

α - коефіцієнт фільтрації.

Для роботи у динамічних режимах використано фільтр Махоні [1], який забезпечує високу стійкість до шумів та коригування за гравітаційним і магнітним векторами, а також фільтр Меджвіка [2], що оптимізований для ресурсно обмежених мікроконтролерів і забезпечує швидку збіжність орієнтаційної оцінки.

З метою зменшення довгострокових похибок IMU реалізовано багатовимірне злиття IMU–магнітометр–GPS за допомогою фільтра Калмана EKF [3]. Позиційна інформація GPS дає

абсолютну прив'язку, яка компенсує накопичувальні помилки, тоді як IMU забезпечує високу частоту оновлення.

Особливу увагу приділено калібруванню магнітометра, оскільки саме він є ключовим для визначення курсового кута. Вплив локальних магнітних полів та ефектів hard-iron / soft-iron зумовлює значні викривлення. У роботі реалізовано 3D-калібрування на основі еліпсоїдальної апроксимації [4], що дозволило суттєво зменшити похибку орієнтації.

Дані ЛІДАРа використано для побудови карти перешкод і уточнення локальної моделі оточення. Це дозволяє стабільно рухатися в середовищах із перешкодами та формувати оптимальні траєкторії.

Для системного аналізу навігаційних похибок сформовано таблицю 1.

Таблиця 1 - Основні джерела похибок навігаційних сенсорів

Сенсор	Основні похибки
IMU	шум, температурний дрейф, нестабільність осей
Магнітометр	спотворення hard/soft iron
GPS	мультипат, низька частота оновлення
ЛІДАР	втрата точок, залежність від поверхні

Усі вимірювання записувалися в InfluxDB, що дозволило виконати високоточний часовий аналіз, виявити періодичні сплески шумів та оцінити ефективність фільтраційних алгоритмів. Такий підхід дозволив отримати реальну картину стабільності сенсорів у динамічних режимах роботи.

Експериментальна оцінка показала, що після застосування описаних методів:

1. шум IMU зменшився на 25–40%;
2. курс став стабільнішим навіть за наявності магнітних спотворень;
3. точність GPS-орієнтації покращилась завдяки фільтрації мультипату;
4. карта ЛІДАР стала рівномірнішою, з меншою кількістю пропусків.

Висновки. Розроблений комплекс методів попередньої обробки та відлагодження даних інтелектуальних сенсорів забезпечує підвищення точності навігаційних параметрів мобільної робототехнічної платформи. Використання комплементарного фільтра, алгоритмів Махоні та Меджвіка, 3D-калібрування магнітометра та багатосенсорного злиття дозволяє суттєво зменшити вплив шумів і похибок. Практична цінність роботи полягає у можливості інтеграції описаних методів у автономні, навчальні та дослідницькі робототехнічні платформи, підвищуючи їх надійність та працездатність.

Література

1. Uyar O. Performance Evaluation of IMU Filtering Techniques in Yaw-Pitch-Roll Calculations. International Journal of Advanced Natural Sciences and Engineering Researches, Vol. 8, No. 8, pp. 107–115, 2024.
2. Sultan R., Greiser S. Time and Frequency Domain Analysis of IMU-Based Orientation Estimation Algorithms with Comparison to Robotic Arm Orientation as Reference. Sensors, 25(16), 5161, 2025.
3. Hasan H.S., Kamil F., Khudhair M.R. Optimization of Improved Extended Kalman Filter for Mobile Robot Navigation. Edelweiss Applied Science and Technology, Vol. 9, No. 5, 2025.
4. Shakerian A., Bilel S., Landry R.Jr. Calibration of 3-Axis Low-Cost Magnetometer Using the Least Square Ellipsoid Fitting Algorithm. International Journal of Sensors and Sensor Networks, 11(1), 18-24, 2023.

МОДЕЛЬ ТА ЗАСОБИ ОЦІНКИ ДИЗАЙНУ ІТ-ПРОДУКТІВ

Вступ. У сучасних умовах швидкого розвитку цифрових технологій дизайн ІТ-продуктів став одним з ключових факторів, що визначає успіх програмного забезпечення. Хоча традиційно дизайн розглядався переважно як візуальний елемент, зараз його розуміють як комплексну характеристику, яка формує весь досвід користувача та визначає ефективність взаємодії з цифровими послугами. Стандарт ISO 9241-210 підкреслює, що дизайн, орієнтований на користувача, повинен забезпечувати ефективність, результативність та задоволеність. Отже, якість дизайну стає важливим фактором конкурентоспроможності ІТ-продуктів.

У всіх сферах, від фінтех до телемедицини, зростає попит на цифрові інтерфейси, які є інтуїтивно зрозумілими, доступними та естетично привабливими. Однак, незважаючи на поширення практик UX, оцінка дизайну часто залишається несистематичною. Рішення часто базуються на суб'єктивних враженнях дизайнерів або менеджерів, а не на формалізованих методологіях. В академічній літературі підкреслюється, що відсутність структурованого підходу до оцінки значно знижує точність висновків і ускладнює порівняння альтернативних варіантів інтерфейсу [1]. Отже, впровадження об'єктивних моделей оцінки стало нагальним пріоритетом як для розробників, так і для дослідників.

Більше того, сучасні користувачі стають дедалі вимогливішими щодо якості візуальних рішень та інтерфейсів. Недоліки дизайну, такі як надмірна захаарченість, недостатній контраст та нелогічна навігація, негативно впливають на впізнаваність продукту та його конкурентоспроможність на ринку. Як наслідок, компанії змушені активно інвестувати в системні підходи до оцінки дизайну, що підвищує важливість наукових досліджень у цій галузі.

Постановка задачі. Оцінка дизайну ІТ-продуктів є багатогранним завданням, що вимагає одночасного врахування різних аспектів, включаючи функціональність, естетику, доступність, зручність використання, логічну структуру та адаптивність інтерфейсу. Ці характеристики є складними і мають різну важливість залежно від типу продукту, що означає, що традиційні підходи, засновані на інтуїтивній оцінці, не можуть гарантувати об'єктивність і точність результатів. Тому необхідно побудувати модель, яка може формалізувати процес оцінки на основі стандартизованих критеріїв і сучасних методів прийняття рішень.

Предметом цього дослідження є процес оцінки дизайну ІТ-продуктів. Темою є методи, моделі та технічні засоби для забезпечення формалізованого визначення якості дизайну.

Метою цього дослідження є побудова моделі, що дозволяє проводити уніфіковану оцінку дизайну на основі експертних даних та багатокритеріальних методологій. Для досягнення цієї мети необхідно вирішити такі підзавдання:

- проаналізувати підходи та критерії визначення вимог до дизайну (включаючи аспекти UX та доступності);
- розробити набір критеріїв, що відображають ключові характеристики інтерфейсу;
- адаптувати метод АНР для визначення коефіцієнтів ваги критеріїв та забезпечення узгодженості експертних оцінок;
- застосувати метод TOPSIS для ранжування альтернативних пропозицій щодо дизайну;
- розробити модель операційного алгоритму, що охоплює етапи збору даних, розрахунку ваги, нормалізації та інтеграції оцінок;
- впровадити запропоновану модель та створити програмні засоби для підтримки процесу оцінки;
- експериментально перевірити модель на наборі альтернативних дизайнерських рішень.

Цей підхід до вирішення проблем забезпечує систематичну методологію аналізу дизайну, що дозволяє не тільки проводити кількісну оцінку, але й розуміти, як окремі характеристики впливають на загальну якість інтерфейсу. Це особливо важливо для дизайнерів UI/UX, бізнес-

аналітиків та команд розробників, які прагнуть приймати рішення щодо вдосконалення продукту на основі інформації.

Основний матеріал. У цьому дослідженні було створено комплексну систему оцінки, що охоплює структурні характеристики, візуальні характеристики, характеристики інтерфейсу та характеристики доступності. З огляду на те, що сучасні інтерфейси повинні відповідати вимогам інклюзивності, особливий акцент було зроблено на принципах доступності. Стандарт WCAG 2.1 визначає мінімальні рівні контрастності, вимоги до масштабованості та сприйнятливості вмісту, що дозволяє створювати інтерфейси, придатні для користувачів з різними візуальними та перцептивними характеристиками [2].

Для визначення ваги критеріїв у моделі було використано аналітичний ієрархічний процес (АНР). АНР дозволяє порівнювати критерії у взаємоузгоджений спосіб, визначаючи, які критерії є більш або менш важливими, тим самим забезпечуючи узгодженість експертних оцінок [3]. Застосування цього методу усуває суб'єктивність з моделі та забезпечує математичну основу для зважування.

Для ранжування альтернатив було використано метод TOPSIS, який визначає проектну пропозицію, найближчу до позитивного ідеального рішення, як оптимальне рішення [4]. На основі нормалізованих даних та ваги критеріїв було розраховано відстань до ідеального рішення та антиідеального рішення, а також отримано комплексний показник для кожної проектною пропозиції.

Для реалізації моделі були розроблені програмні засоби на основі технологій .NET і SQL Server. Ці технології забезпечують стабільність, масштабованість і ефективність обробки даних, що є надзвичайно важливим для систем, які обробляють великі масиви експертних оцінок. Розроблене програмне забезпечення складається з модулів для введення оцінок, розрахунку вагових коефіцієнтів, нормалізації даних, ранжування варіантів і відображення результатів.

Крім того, система підтримує масштабованість, що дозволяє додавати нові критерії та альтернативи без зміни фундаментальної структури моделі. Це забезпечує гнучкість та адаптивність для різних типів цифрових продуктів та сценаріїв використання. Програмні засоби також реалізують функціональність для порівняння декількох серій оцінок, що дозволяє відстежувати тенденції змін дизайну під час ітеративної розробки.

Особливий акцент робиться на аналізі чутливості: ця модель дозволяє оцінити, як зміни вагових коефіцієнтів окремих критеріїв впливають на остаточне рішення. Це особливо важливо для виявлення ключових характеристик різних класів ІТ-продуктів, таких як мобільні додатки, платформи електронної комерції, інтерфейси інформаційних панелей та фінансові послуги. Експериментальна валідація підтверджує надійність моделі: результати залишаються послідовними, а рейтинги стабільними навіть при зміні експертних оцінок.

Висновки. В результаті досліджень було розроблено багатокритеріальну модель оцінки дизайну ІТ-продуктів та програмний інструмент для її реалізації. Ця модель забезпечує об'єктивні та високопрозорі результати оцінки на основі застосування аналітичного ієрархічного процесу (АНР) та методу вибору системи з частковою інформацією з двома операторами (TOPSIS). Розроблена система критеріїв оцінки всебічно охоплює ключові характеристики інтерфейсу та забезпечує відповідність сучасним стандартам UX завдяки застосуванню рекомендацій ISO та WCAG.

Запропонований підхід є дуже універсальним і може використовуватися як на етапі розробки, так і для аналізу існуючих продуктів. Його гнучкість робить його придатним для широкого кола команд розробників, від стартапів до великих ІТ-підприємств. Крім того, ця модель також служить основою для побудови автоматизованих систем аудиту UX, що значно зменшує залежність від суб'єктивних оцінок експертів.

Список літератури

1. Hassenzahl M. User Experience and Experience Design. Interaction Design Foundation, 2020.
2. W3C. Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.2. 2023.
3. Goepel K.D. Decision Support Using AHP and Consistency Analysis. International Journal of Management and Decision Making, 2022.
4. Kumar A., Singh P. Improved TOPSIS Method for Multi-Criteria Decision-Making. Journal of Intelligent Systems, 2021.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ГІБРИДНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА КЛАСИЧНИХ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ЗАДАЧІ АНАЛІЗУ СЕНТИМЕНТУ ТЕКСТІВ

Вступ. Цифровий простір в останні роки характеризується експоненційним зростанням обсягів неструктурованих текстових даних [1]. Соціальні мережі, зокрема Twitter (X), стали ключовим джерелом інформації для бізнесу та соціологічних досліджень. Автоматизований аналіз тональності (Sentiment Analysis) дозволяє в реальному часі відстежувати реакцію аудиторії на події, бренди чи продукти.

Проте специфіка мови соціальних мереж створює значні виклики для традиційних методів обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP). Короткі повідомлення (твіти) насичені сленгом, аббревіатурами, емодзі та неявним контекстом, таким як сарказм [2]. Класичні лексико-графічні підходи часто виявляються неефективними, що зумовлює необхідність порівняльного аналізу методів машинного (Machine Learning, ML) та глибокого навчання (Deep Learning, DL) для пошуку оптимального рішення. Академічні дослідження останніх років підтверджують стійку тенденцію переходу від ML до DL-архітектур через їхню вищу ефективність у роботі зі складними, контекстно-залежними даними [1, 3].

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є процес автоматизованої класифікації тональності текстових повідомлень. Предметом дослідження є методи машинного навчання та гібридні архітектури нейронних мереж.

Метою роботи є підвищення ефективності аналізу тональності твітів шляхом розробки та дослідження гібридної моделі Convolutional Neural Network – Bidirectional Long Short-Term Memory (CNN-BiLSTM), порівняння її з класичними алгоритмами: логістичною регресією (Logistic Regression, LR), методом опорних векторів (Support Vector Machine, SVM) і наївного баєсівського класифікатора (Multinomial Naive Bayes), а також реалізація програмного продукту.

Для досягнення поставленої мети були визначені та вирішені наступні основні задачі дослідження:

1. Провести розвідувальний аналіз даних (Exploratory Data Analysis, EDA) датасету.
2. Реалізувати та оцінити ефективність класичних моделей машинного навчання (Logistic Regression, SVM, Naive Bayes) на основі векторизації методом TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency, частота терміна – обернена частота документа) з N-грамами для встановлення базового рівня порівняння [4].
3. Спроекувати та імплементувати гібридну архітектуру глибокого навчання.
4. Провести порівняльний експериментальний аналіз розроблених моделей.
5. Розробити програмний продукт системи аналізу тональності.

Основний матеріал. Дослідження проводилося на наборі даних Sentiment140, що містить 1,6 мільйона записів [5]. Датасет має високу якість, оскільки не містить пропущених чи дубльованих значень. Перед обробкою були виділені ключові поля: мітка тональності (sentiment) та сам текст (text), а службові колонки (id, date, user_id, query) були вилучені. Ключовою перевагою цього набору є ідеальний баланс класів (50.0% негативних та 50.0% позитивних), що мінімізує упередженість моделей на етапі навчання.

Для підготовки даних до моделювання було застосовано спеціалізований конвеєр очищення, що включав приведення тексту до нижнього регістру та видалення характерного для соціальних мереж шуму (наприклад, @згадок та HTTP-посилань), токенизацію, видалення стоп-слів та лематизацію. Також, для глибшого розуміння лексики корпусу було проведено аналіз частотності N-грам, що обґрунтувало включення біграм у подальшу векторизацію

1. Дослідження класичних методів машинного навчання.

В якості базового рівня було розглянуто три класичні алгоритми: Logistic Regression, Linear SVM та Multinomial Naive Bayes. Критично важливим етапом для цих моделей стала векторизація тексту методом TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) [6]. Для покращення врахування контексту було використано N-грами (уніграми та біграми, `ngram_range=(1, 2)`). Це дозволило моделям враховувати не лише окремі слова, а й стійкі словосполучення (наприклад, "not good"), що частково вирішує проблему втрати контексту при використанні підходу "мішок слів".

Результати тестування класичних моделей наведено у Таблиці 1.

Таблиця 1. Результати ефективності класичних ML-моделей

Модель	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Multinomial Naive Bayes	0.78	0.77	0.78	0.78
Linear SVM	0.77	0.80	0.79	0.78
Logistic Regression	0.79	0.79	0.79	0.79

Найкращий результат серед класичних методів продемонструвала логістична регресія з точністю 0.79, отже, на великих обсягах даних лінійні моделі з використанням біграм здатні досить якісно розділяти класи, проте вони досягають "стелі" точності через нездатність моделювати складніші нелінійні залежності. Результат аналізу настрою з використанням логістичної регресії можна переглянути на рис. 1 демонстрації програмного рішення.

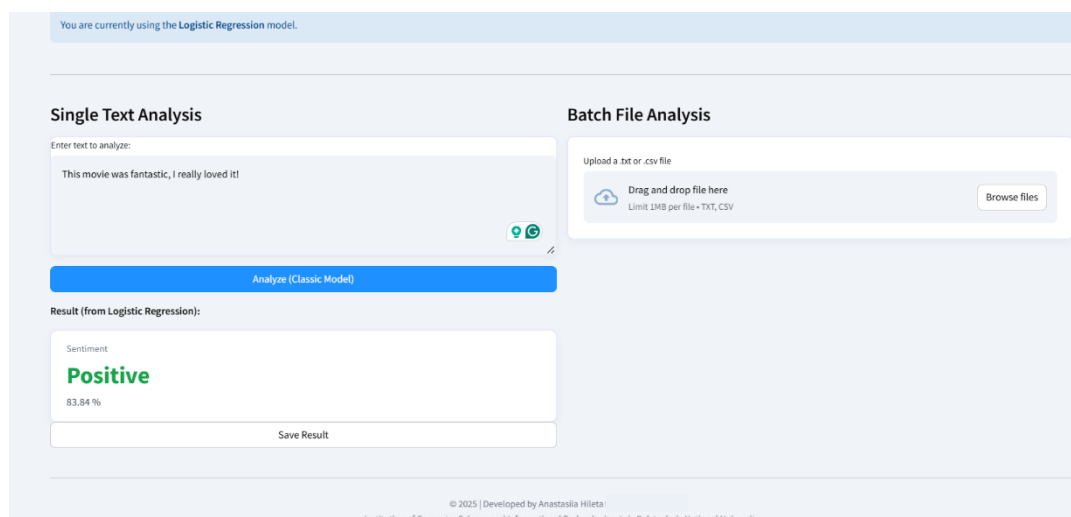


Рисунок 1. Результат аналізу настрою логістичною регресією

2. Розробка та навчання гібридної нейромережевої моделі.

Для глибокого аналізу семантики було розроблено гібридну архітектуру, що поєднує згорткову нейронну мережу (Convolutional Neural Networks, CNN) та довгої короткострокової пам'яті з двонаправленою обробкою послідовності (Bidirectional Long Short-Term Memory, Bi-LSTM) [2].

На відміну від TF-IDF, для векторизації використано попередньо навчені векторні представлення слів GloVe (Global Vectors for Word Representation) розмірністю 300d. Це дозволяє моделі оперувати семантичним змістом слів, розуміючи синоніми та контекстуальну близькість.

Архітектура моделі складається з таких компонентів: шар вбудовування (Embedding Layer), просторовий Dropout 1D (0,2), згортковий шар 1D із 64 фільтрами та ядром 5 (Conv1D Layer), двонаправлена LSTM з 64 одиницями (Bi-LSTM Layer), повнозв'язний шар із 512 одиницями (Dense Layer), Dropout (0,5), вихідний повнозв'язний шар з одним нейроном та активацією Sigmoid (Dense Output Layer).

Результат аналізу настрою тексту з використанням створеної нейронної мережі можна переглянути на рис. 2 демонстрації програмного рішення.

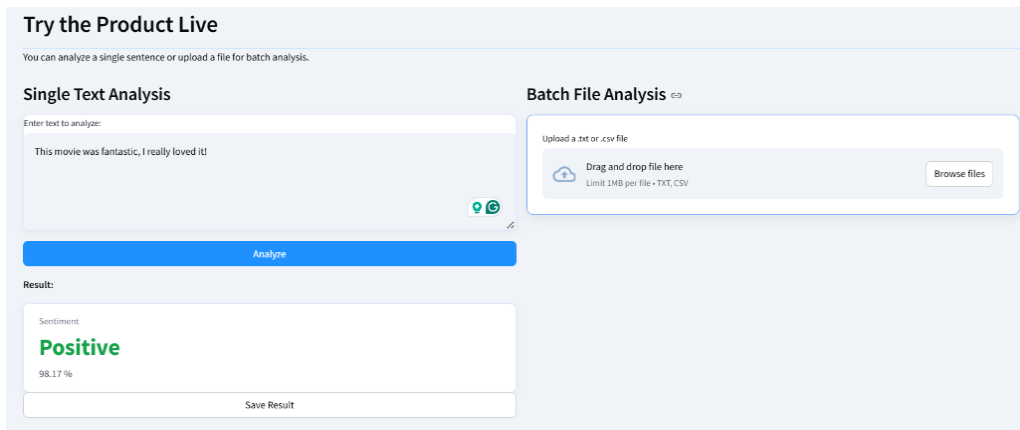


Рисунок 2. Результат аналізу настрою логістичною регресією

Модель компілювалася з оптимізатором Adam та функцією втрат `binary_crossentropy`. Для покращення збіжності було використано зворотній зв'язок:

- `ReduceLROnPlateau` для зменшення швидкості навчання ($\text{factor}=0.1$), якщо помилка на валідації не зменшується протягом 2 епох.
- `ModelCheckpoint` для збереження найкращої моделі за метрикою `val_accuracy`.

Процес навчання протягом 10 епох зображено на графіках точності та втрат (рис. 3).

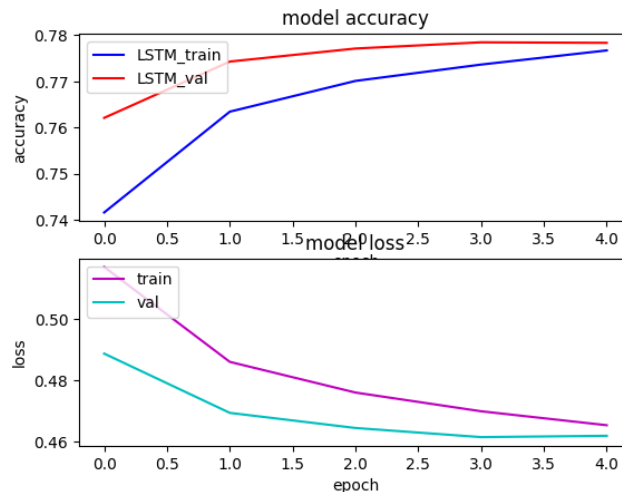


Рисунок 3. Графіки точності (accuracy) та втрат (loss) під час навчання моделі

Аналіз графіків показує стабільний процес навчання. Точність на навчальній вибірці (синя лінія) поступово зростає, досягаючи рівня ~ 0.78 . Валідаційна точність (червона лінія) корелює з навчальною, що свідчить про відсутність значного перенавчання (overfitting). Функція втрат (loss) на валідації стабілізується після 4-5 епохи, де спрацьовує механізм `ReduceLROnPlateau`.

Після навчання модель показала на тестовій вибірці наступні результати: Accuracy: 0.78, F1-score: 0.78. Детальний аналіз помилок нейромережі наведено у матриці плутанини (рис. 4).

Матриця показує, що модель коректно класифікує 78% негативних та 79% позитивних коментарів. Порівнюючи ці результати з класичною логістичною регресією (0.79), можна зробити висновок, що на даному етапі та обсязі даних (1.6 млн записів) складна нейронна мережа показує результати, співставні з лінійними моделями. Це пояснюється тим, що у коротких твітах часто достатньо наявності ключових слів, які добре вловлює TF-IDF, для визначення тональності. Однак перевагою спроектованої нейронної мережі залишається здатність розуміти невідомі слова (завдяки GloVe) та складніший контекст, що робить її більш перспективною для реальних задач.

Для апробації запропонованих методів та забезпечення інтерактивної взаємодії з розробленими моделями було створено веб-застосунок на базі фреймворку Streamlit. Архітектура програмного продукту спроектована за модульним принципом, що включає

компоненти для завантаження моделей, попередньої обробки даних та візуалізації результатів. Інтерфейс користувача надає два режими роботи: аналіз окремих текстових повідомлень у реальному часі та пакетну обробку файлів форматів .txt або .csv, що дозволяє ефективно працювати з великими масивами даних.

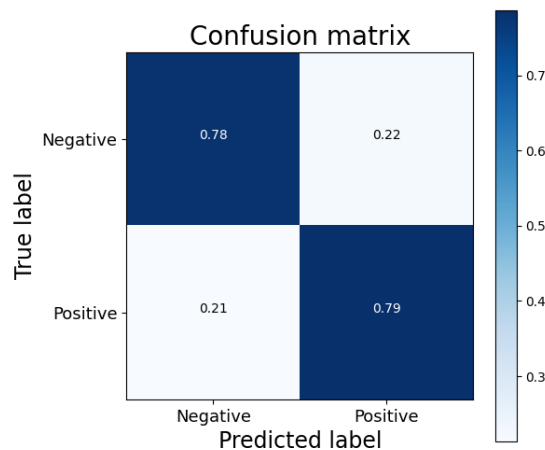


Рисунок 4. Нормалізована матриця плутанини для моделі CNN-BiLSTM

Алгоритм роботи системи передбачає автоматичну нормалізацію вхідного тексту (видалення шуму, токенизацію) перед передачею його на вхід нейронної мережі. Для підвищення інтерпретованості результатів застосунок не лише класифікує тональність як позитивну чи негативну, але й відображає рівень впевненості моделі (confidence score), а також використовує порогову логіку для ідентифікації нейтральних повідомлень. Результати аналізу візуалізуються у вигляді інтерактивних метрик та діаграм розподілу, з можливістю експорту звітів у форматі JSON для подальшого використання.

Висновки. У роботі було проведено комплексне дослідження методів аналізу тональності. Встановлено, що класичні алгоритми (логістична регресія, метод опорних векторів та наївний баєсівський класифікатор) є сильним базовим рішенням з точністю 79%. Розроблено гібридну модель CNN-BiLSTM. Процес навчання продемонстрував стабільну збіжність та досягнення точності 78%. Порівняльний аналіз показав, що хоча точність методів є кращою, розроблений нейромережевий підхід має перевагу у вигляді врахування семантики слів (GloVe) та контексту, що є критичним для масштабування системи, та на практиці з більшою впевненістю класифікує нові тексти (рис. 1, 2). Подальше покращення результатів можливе шляхом збільшення кількості епох навчання або використання трансформерних архітектур (BERT).

Список літератури

1. Suryawanshi, N. S. (2024). Sentiment analysis with machine learning and deep learning: A survey of techniques and applications. *International Journal of Science and Research Archive*, 12(2), 005–015. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.12.2.1205>
2. Nugroho, H., Tjahyanto, A., & Arifin, A. Z. (2023). A Hybrid CNN-BiLSTM Model with Metaheuristic Optimization for Sentiment Analysis. *IEEE Access*, 11, 90467–90479. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3302220>
3. Raza, A., Jha, C. L., & Shahi, G. G. (2022). BERT-Based Approach for Sentiment Analysis of Social Media Data. *IEEE Access*, 10, 25969–25980. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3155110>
4. Al-Maitah, M., Ababneh, A., Al-Ayyoub, M., & Jararweh, Y. (2021). A Comparative Study of Machine Learning and Deep Learning Techniques for Sentiment Analysis. *Applied Sciences*, 11(11), 5212. <https://doi.org/10.3390/app11115212>
5. TensorFlow. (n.d.). «Sentiment140». TensorFlow Datasets. Retrieved from <https://www.tensorflow.org/datasets/catalog/sentiment140>
6. Alemerien, K., Al-Ghareeb, A., & Alksasbeh, M. Z. (2024). Sentiment Analysis of Online Reviews: A Machine Learning Based Approach with TF-IDF Vectorization. *Journal of Mobile Multimedia*, 20(5), 1089–1116. <https://doi.org/10.13052/jmm1550-4646.2055>

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНО ОПТИЧНІ СЕНСОРИ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЮ РУЛОННО-ОФСЕТНОГО ДРУКУ

Вступ. Швидка еволюція штучного інтелекту зробила еволюцію в багатьох галузях, здобуваючи безпрецедентні досягнення та можливості. Штучний інтелект активно інтегрується із сенсорними пристроями, створюючи потенційні переваги для реалізації різноманітних задач з використанням комп'ютерно-інтегрованих технологій. Автоматизація є однією з ключових рушійних сил ефективності в сучасних галузях промисловості, а оптичні сенсори, удосконалені штучним інтелектом, можуть вивести автоматизацію на новий рівень. Оптичні сенсори суттєво вплинули на розвиток сучасних технологій [1], оскільки забезпечують високоточне виявлення та вимірювання параметрів без фізичного контакту з об'єктом. Попит на такі пристрої постійно зростає, адже різні галузі потребують більш продуктивних, точних та «розумних» рішень для виконання складних виробничих процесів.

Принцип роботи оптичних датчиків ґрунтується на взаємодії світлового випромінювання з об'єктами або середовищем. Зазвичай вони використовують світло від світлодіодів чи лазерів, а потім реєструють характеристики відбитого або розсіяного світла за допомогою фотодетекторів. Аналізуючи ці зміни, сенсор може визначити наявність предмета, його відстань, колір, прозорість або властивості поверхні. Оскільки вимірювання відбувається безконтактно, це усуває зношування та проблеми механічних датчиків.

Сучасні сенсорні системи можуть працювати у зв'язці з алгоритмами машинного навчання, що дає змогу виконувати обробку інформації прямо на пристрої. Завдяки цьому рішення приймаються набагато швидше, а необхідність передавати великі обсяги даних на центральні сервери значно зменшується. Така технологія легко інтегрується в існуючі системи автоматизації та дозволяє гнучко модернізувати обладнання в майбутньому. Використання штучного інтелекту робить оптичні сенсори здатними самостійно аналізувати показники та реагувати на зміни без участі людини [3].

Постановка задачі. Механізм рулонів офсетної друкарської машини [4] представлено на рисунку 1, де розглядається зарядний механізм, для якого необхідно провести інтеграцію з оптичним датчиком для розрахунку діаметру і кількості газет.

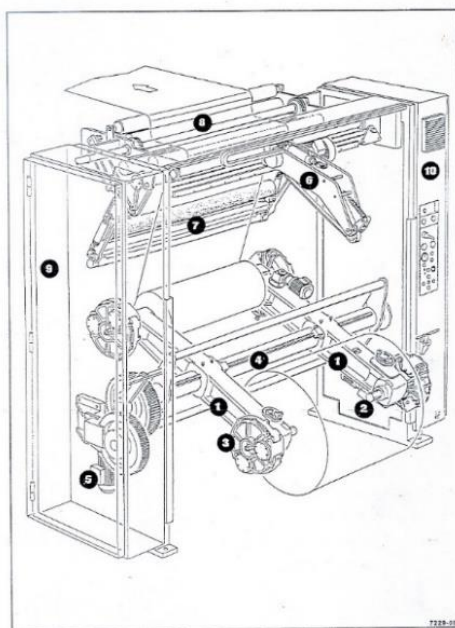


Рисунок 1. Зарядний механізм рулонів офсетної друкарської машини

Принцип роботи зарядного механізму рулонів офсетної друкарської машини полягає у тому, щоб відслідковувати діаметр рулону для розрахунку кількості газет. Для того щоб можна було передбачити, чи вистачить паперу в рулоні на завершення великого тиражу який друкується на друкарській машині, або розрахунку на декілька малих тиражів. Оператори друку «на око» розраховують чи вистачить рулону для друку, якщо рулону не вистачає, вмикається автоматична склейка паперу до наступного рулону. Це завдає часткових економічних збитків підприємству, тому що, залишається недодрукований рулон зі значною кількістю паперу, який вже не підлягає для друку майже будь-якого тиражу.

Оптичний датчик зі штучним інтелектом (рисунок 2) з високою точністю виявляє дефекти поверхні, розмірні відхилення і неузгодженість кольору[2]. Це відіграє важливу роль, тому що, датчик бачить скільки ще сантиметрів чи міліметрів паперу залишилось до початку втулки. Втулка це суцільний дуже твердий картонний циліндр в центрі рулону на який намотано велику кількість паперу. Вона відрізняється кольором, щільністю і має вирізи на поверхні у вигляді зигзагу, на відмінну від намотаного на нього паперу. Він подає сигнал коли паперу на втулці залишилось 1 сантиметр і відбувається автоматична склейка паперу, в результаті на втулці залишається 3-5 міліметрів паперу.



Рисунок 2. Оптичний датчик зі штучним інтелектом

Цей датчик чудово буде виконувати свою задачу в парі з тензодатчиком[5] (рисунок 3) на зарядному механізмі, тому що, зчитується розмір, вага рулону, розмір і вага одної газети, і розраховується саме кількість газет у рулоні. Папір складається і накручується на фальцювальному апараті і ріжеться певний розмір газети. Отримуючи ці дані можна отримати кількість газет в рулоні.



Рисунок 3. Тензодатчик ваги

Прогнозне технічне обслуговування є ще одним напрямом, у якому штучний інтелект суттєво підсилює можливості сенсорних систем. Завдяки аналізу показників у режимі реального часу алгоритми можуть визначити, коли саме певний вузол обладнання почне працювати нестабільно або наблизатиметься до відмови. Це дає змогу виконати ремонтні роботи

заздалегідь, не чекаючи фактичної поломки. Такий підхід мінімізує простої та допомагає збільшити експлуатаційний ресурс техніки.

Розпізнавання образів і виявлення аномалій є областями де штучний інтелект перевершує, і в поєднанні з даними датчиків вони можуть створити потужні програми. У промислових умовах Штучний інтелект може аналізувати дані з кількох датчиків.

Робота представленої схеми (рисунок 4) починається на рівні збору даних, де ключову роль відіграють фізичні сенсори та вхідні параметри замовлення. Оптичний сенсор безконтактно моніторить стан рулону, фіксуючи його поточний діаметр, колір поверхні та наявність дефектів, тоді як тензодатчик паралельно вимірює вагу залишку паперу. Ці динамічні дані поєднуються зі статичною інформацією про параметри замовлення, зокрема розміром та вагою одного примірника газети, і передаються на наступний рівень для обробки.

Центральним елементом системи виступає ядро інтелекту, в якому AI-процесор аналізує отриманий масив інформації. На цьому етапі відбувається розгалуження процесу на два функціональні потоки. Перший потік відповідає за виробничі розрахунки, де на основі ваги та розмірів визначається точна кількість газет, яку ще можна надрукувати. Ця інформація візуалізується на екрані оператора для прийняття рішень, а у разі потреби система може ініціювати супутні технічні процеси.

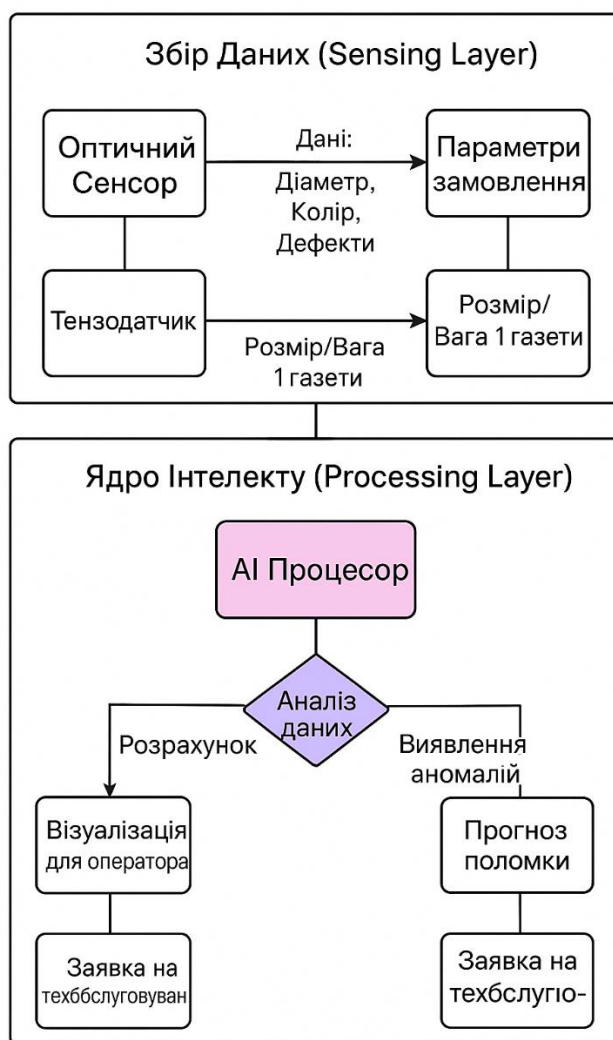


Рисунок 4. Схема роботи сенсорів

Другий потік аналізу спрямований на діагностику стану обладнання через виявлення аномалій у даних сенсорів. Штучний інтелект відстежує нестандартні показники, що дозволяє скласти прогноз потенційної поломки ще до моменту виходу механізму з ладу. Результатом цього процесу стає автоматичне формування заявки на технічне обслуговування, що забезпечує попереджувальний ремонт та безперебійну роботу друкарської машини

Висновки. У ході дослідження було проаналізовано можливості застосування інтелектуальних оптичних сенсорів у рулонно-офсетному друці та визначено, що інтеграція таких сенсорів у зарядний механізм друкарської машини дозволяє суттєво підвищити ефективність виробничого процесу. Оптичні датчики, у поєднанні зі штучним інтелектом, забезпечують високу точність визначення діаметра рулону, виявлення різниці між папером та втулкою, а також своєчасну подачу сигналу для автоматичної склейки паперу. Це дає змогу мінімізувати залишки паперу, що безпосередньо зменшує економічні втрати підприємства.

Комплексне використання оптичного сенсора та тензодатчика забезпечує можливість точного розрахунку кількості газет у рулоні, враховуючи його вагу, розміри та параметри окремого видання. Такий підхід дозволяє операторам приймати обґрунтовані рішення щодо заміни рулонів і планування тиражів, що покращує загальну продуктивність друкарського процесу.

Важливою складовою системи є можливість прогнозного технічного обслуговування. Аналіз даних сенсорів за допомогою алгоритмів штучного інтелекту забезпечує раннє виявлення аномалій у роботі механізмів, що дозволяє запобігти аварійним зупинкам, скоротити простой та продовжити термін використання обладнання.

Таким чином, впровадження інтелектуальних оптичних сенсорів у рулонно-офсетний друк створює значні технологічні та економічні переваги: підвищує точність контролю, знижує витрати, оптимізує робочі процеси та забезпечує стабільність виробництва. Це робить такі системи незамінною складовою сучасних комп'ютерно-інтегрованих виробничих технологій.

Список літератури

1. Як сенсори сприяють на трансформацію індустрії штучного інтелекту URL: [\[https://uk.box-laser.com/news-show-446723.html\]](https://uk.box-laser.com/news-show-446723.html)
2. Інтеграція сенсорних технологій зі штучним інтелектом URL: [\[https://uk.winsensor.com/knowledge/ai-with-sensor.html?searchid=4722\]](https://uk.winsensor.com/knowledge/ai-with-sensor.html?searchid=4722)
3. Чому оптичні сенсори важливі в сучасних технологіях URL: [\[https://www.bxuansensor.com/uk/blog/why-are-optical-sensors-important-in-modern-technology\]](https://www.bxuansensor.com/uk/blog/why-are-optical-sensors-important-in-modern-technology)
4. Рулонні друкарські машини [\[https://studfile.net/preview/3021382/page:15/\]](https://studfile.net/preview/3021382/page:15/)
5. Принципи роботи тензометричних датчиків. URL: [\[https://kagarlyk.city/articles/327547/tenzometrichnij-datchik-vagi-scho-ce-take\]](https://kagarlyk.city/articles/327547/tenzometrichnij-datchik-vagi-scho-ce-take)

Турияница Т. С.

магістрант 2 курсу ФІТ УжНУ

Науковий керівник к.ф.-м.н., доцент, Ніколенко В.В., ІУСТ УжНУ

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ДОСЯГНЕННЯ КОНСЕНСУСУ В СУЧАСНИХ РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМАХ

Вступ. Сучасні розподілені системи, і зокрема технологія блокчейн, стрімко розвиваються, пропонуючи нові рішення для фінансів, логістики та управління даними. Ключовими характеристиками блокчейну є децентралізація, прозорість та незмінність (цілісність) даних. Децентралізація означає відсутність єдиного центрального органу управління, натомість копії бази даних розподілені серед багатьох учасників мережі.

Саме ця децентралізована природа породжує фундаментальну проблему: як усім учасникам мережі, які не обов'язково довіряють один одному, дійти згоди щодо єдиного істинного стану системи (наприклад, порядку транзакцій)? . Вирішення цієї проблеми лежить в основі методів (алгоритмів) досягнення консенсусу. Вони є критичною складовою, що гарантує безпеку, стабільність та надійність всієї системи. У ворожому середовищі, де вузли можуть давати збій або діяти зловмисно, ця задача відома як «Задача візантійських генералів».^[1]

Актуальність дослідження полягає в тому, що вибір механізму консенсусу безпосередньо впливає на безпеку, масштабованість, швидкість та енергоефективність блокчейн-мережі.

Зростаюча частота атак на розподілені системи вимагає глибокого аналізу переваг та недоліків існуючих алгоритмів.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є методи досягнення консенсусу в блокчейн-системах. Предметом дослідження є алгоритми та протоколи (Proof-of-Work, Proof-of-Stake, pBFT), а також гібридні моделі консенсусу для систем електронного голосування.

Головна мета даного дослідження полягає в ретельному аналізі існуючих методів та розробці оптимальної гібридної моделі консенсусу, що поєднує переваги децентралізації та високої продуктивності. Для досягнення мети поставлені наступні завдання:

- визначити основні принципи та властивості, що лежать в основі технології блокчейн.
- проаналізувати ключові методи досягнення консенсусу, оцінити їх переваги та недоліки в контексті візантійських збоїв.
- розглянути фундаментальну «Задачу візантійських генералів» та її рішення в сучасних розподілених мережах.
- розробити та обґрунтувати гібридну архітектуру (наприклад, поєднання DPoS та PBFT) для побудови надійної системи електронного голосування.^[1]

Основний матеріал. Алгоритми консенсусу є механізмами, що забезпечують координацію та узгодженість дій у розподіленому середовищі без центрального органу. Розглянемо ключові методи, що застосовуються в блокчейн-системах.

1. Proof-of-Work (PoW). PoW - один із перших і найбільш відомих алгоритмів, що лежить в основі *Bitcoin*. Його ідея, заснована на концепції Hashcash Адама Бека (1997), полягає у тому, щоб вимагати від учасників мережі («майнерів») виконання складної обчислювальної роботи.^[3]

– *Принцип роботи:* Майнери змагаються у пошуку специфічного значення, званого *nonce* (одноразовий номер). Коли *nonce* додається до даних блоку і *хешується* (наприклад, за алгоритмом SHA-256), результуючий хеш повинен відповідати певній умові - зазвичай, починатися з певної кількості нулів. Ця умова називається *складністю*. Перший майнер, який знаходить такий хеш, отримує право додати блок у ланцюг і отримує винагороду.^[3]

– *Переваги:* PoW забезпечує високий рівень безпеки та об'єктивну децентралізацію, оскільки будь-хто може приєднатися до майнінгу.

– *Недоліки:* Головними проблемами є надзвичайно високе енергоспоживання (оскільки мільйони пристроїв виконують обчислення) та низька масштабованість (низька швидкість обробки транзакцій).^[3]

– *Вразливість:* Атака 51%. Безпека PoW залежить від того, що жоден учасник не контролює більшість (51% або більше) обчислювальної потужності мережі. Якщо зловмисник або група отримує такий контроль, вони можуть:

- а) Перешкоджати підтвердженню нових транзакцій.
- б) Зупиняти платежі між деякими користувачами.
- в) Скасовувати власні транзакції, які вони здійснили, поки контролювали мережу. Це дозволяє реалізувати атаку подвійного витрачання (*double-spending*) - основну проблему, яку покликаний вирішити блокчейн. Хоча атака 51% є дуже дорогою для великих мереж, як *Bitcoin*, вона становить реальну загрозу для менших криптовалют.^[5]

2. Proof-of-Stake (PoS). PoS був розроблений як енергоефективна альтернатива PoW. Замість обчислювальної потужності, PoS використовує як ресурс частку володіння монетами мережі.

– *Принцип роботи:* Учасники («валідатори») блокують певну кількість своїх монет як заставу (стейк). Алгоритм псевдовипадковим чином обирає валідатора для створення наступного блоку. Шанс бути обраним, як правило, пропорційний розміру застави. Для запобігання домінуванню найбагатших вузлів використовуються додаткові механізми, як-от «вибір за віком монети» (Coin Age Selection) або «випадковий вибір блоку» (Randomized Block Selection). Якщо валідатор діє чесно, він отримує винагороду (зазвичай у вигляді комісії за транзакції); якщо він намагається обдурити систему, він втрачає свою заставу (цей механізм називається «slashing»)^[4].

– *Переваги:* Значно вища енергоефективність (немає потреби у масових обчисленнях) та потенційно краща масштабованість.^[4]

– *Недоліки*: PoS може призвести до централізації влади у найбагатших учасників. Також існує теоретична проблема «Нічого на кону» (Nothing at Stake), коли валідатору нічого не коштує підтримувати кілька гілок ланцюга одночасно (на відміну від PoW, де це вимагає поділу обчислювальної потужності), що може загрожувати стабільності консенсусу.^[4]

3. Інші методи консенсусу. Існують й інші моделі, часто орієнтовані на приватні (дозволені) мережі, де учасники відомі:

– Proof-of-Authority (PoA): Використовується в приватних мережах, де консенсус досягається на основі авторитету та репутації валідаторів. Валідаторами стають довірені вузли (наприклад, відомі компанії), які ризикують своєю репутацією. Цей метод дуже швидкий та енергоефективний, але є високо централізованим.

– Delegated Proof-of-Stake (DPoS): Гібрид PoS та PoA. Власники tokenів голосують за обрання невеликої кількості «делегатів» (або «свідків»), які відповідають за створення та валідацію блоків. Це забезпечує високу швидкість транзакцій, але також несе ризики централізації та змови делегатів.

– Practical Byzantine Fault Tolerance (PBFT): Класичний алгоритм BFT, створений ще до блокчейну, але адаптований для приватних мереж. Він використовує «лідерний» вузол для пропозиції блоків та багатоетапний процес голосування (*pre-prepare, prepare, commit*) для досягнення згоди між відомим набором валідаторів. Він дуже швидкий, але погано масштабується при збільшенні кількості валідаторів.^[2]

Вплив мережевих протоколів. Продуктивність алгоритмів консенсусу, особливо лідер-орієнтованих (як pBFT), також залежить від транспортного рівня мережі. Традиційний протокол TCP гарантує надійну доставку, але його механізми контролю перевантаження можуть створювати затримки. Дослідження показують, що використання модифікованого протоколу UDP з власним механізмом повторної передачі (RUDP) може значно покращити продуктивність консенсусу (до 14–32%), мінімізуючи затримки реплікації даних між вузлами.

Практична реалізація: Гібридна модель консенсусу для системи електронного голосування. Проведений аналіз класичних алгоритмів (PoW, PoS, PoA) виявив, що жоден із них окремо не здатен повною мірою задовольнити специфічні вимоги для системи електронного голосування, які можна сформулювати як «Виборчу трилему»: необхідність одночасного забезпечення безпеки, масштабованості та демократичності.

Для вирішення цієї проблеми у рамках даного дослідження було розроблено та спроектовано систему на базі гібридного підходу, що поєднує алгоритми Delegated Proof of Stake (DPoS) та Practical Byzantine Fault Tolerance (PBFT). Суть запропонованої моделі полягає у дворівневій архітектурі:

1. *Рівень управління* (DPoS): Використовується як зовнішній механізм для демократичного обрання валідаторів. Власники tokenів голосують за делегатів, формуючи динамічний пул довірених вузлів. Оскільки користувачі можуть швидко видалити нечесних делегатів, це гарантує довіру до процесу та вирішує проблему централізації, притаманній алгоритму PoA.

2. *Ядро консенсусу* (PBFT): Обраний пул делегатів (наприклад, 21 вузол) використовує алгоритм PBFT для безпосереднього підтвердження блоків транзакцій. Це дозволяє гарантувати незмінність та остаточність кожного записаного голосу, а також забезпечити високу швидкість обробки, усуваючи проблему масштабованості PBFT завдяки обмеженій кількості учасників.

В рамках практичної частини дослідження було розроблено прототип системи, що реалізує цю логіку. Архітектура системи побудована на трьох рівнях: *рівень представлення* (Frontend на React.js), *рівень бізнес-логіки* (Backend на Laravel для off-chain верифікації виборців) та *рівень блокчейну*. Інфраструктура блокчейну реалізована на базі приватної мережі Geth (Go Ethereum) з використанням смарт-контрактів мовою Solidity, які відповідають за логіку стейкінгу, виборів делегатів та підрахунку голосів.

Такий гібридний підхід дозволяє розділити зони відповідальності: DPoS відповідає на питання «Хто валідує?», забезпечуючи децентралізацію, а PBFT - на питання «Як валідувати?», гарантуючи безпеку та швидкість.

Висновки. Алгоритми досягнення консенсусу є фундаментальною складовою будь-якої децентралізованої системи. Проведене дослідження показало, що для специфічних завдань,

таких як електронне голосування, стандартні алгоритми мають критичні обмеження щодо швидкості або фінальності транзакцій.

В ході роботи було обґрунтовано та практично реалізовано гібридну модель консенсусу PBFT-DPoS. Поєднання демократичного вибору валідаторів через DPoS із швидким та надійним протоколом PBFT дозволяє створити систему, яка є стійкою до візантійських збоїв, енергоефективною та здатною забезпечити високу довіру до результатів голосування. Розроблений прототип підтверджує життєздатність такої архітектури для побудови сучасних захищених розподілених систем.

Список літератури

1. Lamport, L., Shostak, R. and Pease, M. (1982) 'The Byzantine Generals Problem', ACM Transactions on Programming Languages and Systems, 4(3), pp. 382–401. DOI: 10.1145/357172.357176
2. Liskov, B. (2001) 'Practical Byzantine Fault Tolerance', MIT EECS Colloquium [Video]. Available at: <https://youtu.be/Uj638eFIWg8> (Accessed: 12 November 2025).
3. Investopedia (2025) 'What Is Proof of Work (PoW) in Blockchain?', Investopedia. Available at: <https://www.investopedia.com/terms/p/proof-work.asp> (Accessed: 12 November 2025).
4. Investopedia (2025) 'What Does Proof-of-Stake (PoS) Mean in Crypto?', Investopedia. Available at: <https://www.investopedia.com/terms/p/proof-stake-pos.asp> (Accessed: 12 November 2025).
5. Investopedia (2025) '51% Attack: Definition, Who Is At Risk, Example, and Cost.', Investopedia. Available at: <https://www.investopedia.com/terms/1/51-attack.asp> (Accessed: 12 November 2025).

Кришевська В.П.

магістрантка 1 курсу кафедри АСУ, ІКНІ, НУ ЛП

Науковий керівник к.т.н., ст. викладач Антонів В. Я., кафедра АСУ НУ ЛП

EXPLAINABLE AI У СИСТЕМАХ ВИЯВЛЕННЯ ФІНАНСОВОГО ШАХРАЙСТВА

Вступ. Зростання обсягів електронних транзакцій зумовлює підвищення ризику фінансового шахрайства. Традиційні інструменти аналітики, розроблені для обмежених обсягів даних та статичних правил, часто не справляються із сучасними викликами, оскільки складність та динамічність шахрайських схем зростає щороку. Розвиток машинного навчання (ML) дав змогу суттєво підвищити точність і швидкість виявлення шахрайських транзакцій: моделі здатні аналізувати багатовимірні простори ознак, виявляти приховані закономірності та адаптуватися до нових сценаріїв. Проте одним із ключових недоліків є неможливість пояснити логіку прийняття рішень. Саме тому наукова спільнота активно звертається до пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI, XAI), який дозволяє зрозуміти логіку прийняття рішень моделями та підвищити їх прозорість і надійність [1].

Впровадження рішень, що поєднують машинне навчання та пояснюваність, дозволяє банкам підвищити точність виявлення шахрайства, зменшити кількість хибних спрацювань, підвищити довіру клієнтів та відповідність міжнародним регуляторним вимогам, таким як GDPR. Це підкреслює важливість та актуальність дослідження Explainable AI у контексті побудови систем фінансової безпеки, орієнтованих на прозорість, надійність та практичну користь.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процес виявлення фінансових шахрайських транзакцій за допомогою алгоритмів машинного навчання. Предмет дослідження – методи пояснюваного штучного інтелекту, що забезпечують інтерпретованість та прозорість моделей у системах фінансового моніторингу. Головна мета цієї роботи полягає в дослідженні найкращих підходів Explainable AI, що застосовуються у виявленні шахрайства, аналізі їх ефективності, а також визначенні ролі XAI у підвищенні надійності, прозорості та регуляторної відповідності систем виявлення фінансових аномалій.

Основний матеріал. Ефективна обробка потоків транзакцій потребує використання алгоритмів машинного навчання, здатних знаходити приховані закономірності та аномалії. Однак підвищення точності моделей часто супроводжується зменшенням прозорості: особливо

це стосується ансамблевих (XGBoost, Random Forest) та глибинних моделей (LSTM). Для фінансової сфери це створює суттєві проблеми, оскільки кожне рішення системи має бути обґрунтованим, зрозумілим і прозорим для аудиторів, регуляторів та клієнтів. ХАІ дозволяють інтерпретувати рішення моделей без зниження їх ефективності, його основними інструментами є SHAP (SHapley Additive Explanations) та LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) [2].

Метод SHAP базується на теорії кооперативних ігор та визначає внесок кожної ознаки у результат моделі. SHAP формує як глобальні пояснення (які фактори загалом найбільше впливають на рішення моделі), так і локальні пояснення (чому саме ця транзакція була класифікована як шахрайська). Перевага SHAP у стабільності та точності: модель представлена як сума внесків кожної ознаки, що робить підхід зручним для аудиту та аналізу ризиків.

LIME генерує локальні пояснення шляхом створення спрощеної лінійної моделі навколо конкретної точки. LIME дозволяє побачити, які ознаки стали причиною класифікації саме цієї операції, і часто використовується для пояснення рішень складних моделей, включно з нейронними мережами. LIME працює швидше ніж SHAP, однак його пояснення менш стабільні.

У сучасних роботах показано, що пояснюваність є обов'язковим компонентом фінансових систем виявлення шахрайства. Наприклад, результати експериментів із застосуванням ансамблевих моделей у поєднанні з SHAP демонструють найвищу точність виявлення – до $AUC \approx 0.995$, а також значно знижують кількість хибних позитивних спрацювань [3]. Підкреслено, що використання SHAP-атрибуцій дозволило аналітикам на 38% швидше проводити перевірку спірних транзакцій та на 12% зменшити кількість непотрібних ескалацій [3].

Також дослідження порівнює прозору модель Explainable Boosting Machine (EBM) із чорними моделями – EBM дещо поступається у точності ($AUC \approx 0.96$), проте демонструє майже ідеальну інтерпретованість, оскільки кожна функція моделі представлена як адитивна залежність [3]. Це робить EBM цінним для середовищ, де аудит і пояснюваність є критично важливими.

У даній роботі був проведений аналіз методів пояснюваного машинного навчання на прикладі задачі виявлення фінансового шахрайства. Для моделювання використано відкритий набір даних “Financial Transactions Dataset for Fraud Detection” [5], що містить інформацію про понад 5 мільйонів транзакцій. З огляду на суттєвий дисбаланс класів та високу частку нормальних операцій, було застосовано undersampling.

Модель класифікації побудовано на основі XGBoost, що є одним із найефективніших алгоритмів для задач виявлення шахрайства. SHAP дозволив виконати як локальний аналіз окремих транзакцій, так і глобальне оцінювання важливості ознак обраної моделі [2].

Щодо глобального, на основі середнього абсолютного значення SHAP-внесків було виконано відбір найбільш інформативних ознак, що дозволило сформулювати основну множину характеристик. Повторне тренування моделі XGBoost на цій множині продемонструвало стабільність метрик якості та зниження кількості хибнопозитивних спрацювань. Так, у базовій моделі (всі ознаки) отримано $AUC = 0.8918$, $F1\text{-score} = 0.7037$, тоді як модель з SHAP-відбором ознак забезпечила $AUC = 0.8922$ та $F1\text{-score} = 0.7690$. Кількість хибнопозитивних класифікацій зменшилася з 11 345 до 696, що є важливим для зниження операційного навантаження в банківських системах. Також при дослідженні 10% найбільш ризикових транзакцій, базовий XGBoost дозволяє виявити 82.3% шахрайських випадків, тоді як XGBoost з SHAP підвищує цей показник до 84.1%.

Окрім глобального аналізу важливості ознак, метод SHAP дозволяє отримувати локальні пояснення для кожного окремого запису. Локальні пояснення демонструють, як індивідуальні характеристики операції зміщують рішення моделі від базового значення до прогнозу «шахрайська» чи «звичайна». На рисунку 1 наведено як саме кожна змінна змістила вихід від базового значення до фінальної оцінки $f(x)$. Основними факторами, що підвищили оцінений ризик шахрайства, є показник `velocity_score`, `amount`, `transaction_type`, `time_since_last_transaction`. Водночас деякі ознаки, такі як `sender_account`, зменшують ймовірність класифікації операції як шахрайської.

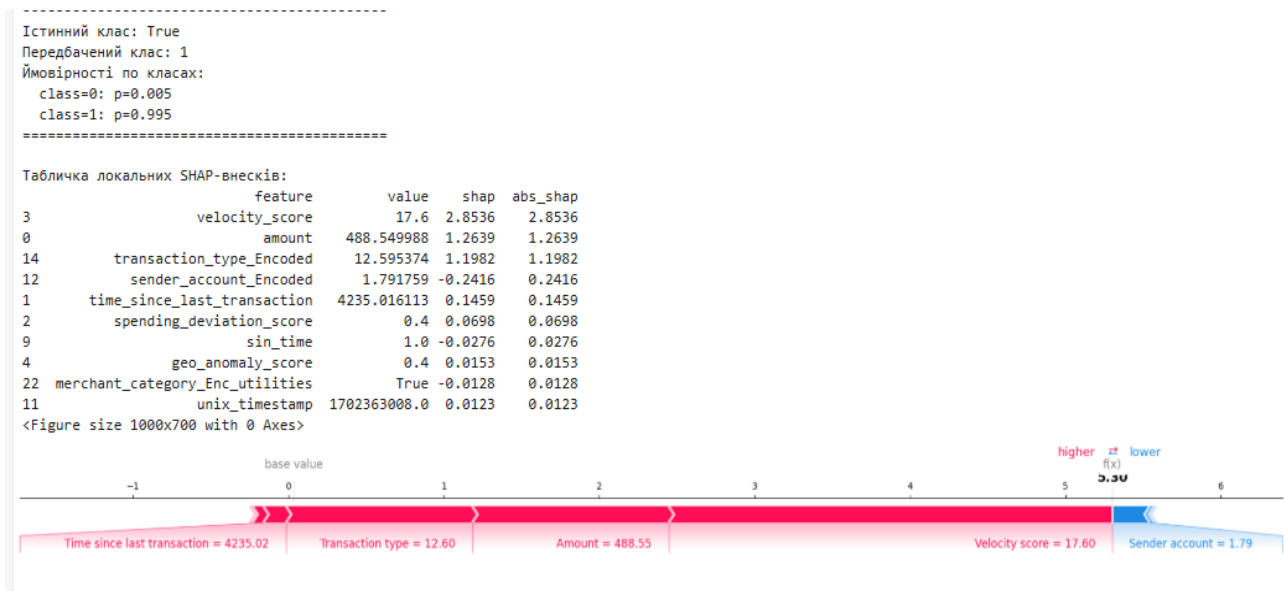


Рисунок 1 – Результати застосування SHAP

Отже, проведене дослідження продемонструвало ефективність поєднання моделі XGBoost із методами пояснюваного аналізу SHAP, що дозволяє як покращити якість виявлення шахрайських транзакцій, так і забезпечити прозорість прийняття рішень на рівні окремих операцій та всієї системи загалом.

Використання ХАІ має кілька ключових переваг:

- зменшення хибних позитивних спрацювань;
- підвищення довіри користувачів;
- відповідність регуляторним вимогам;
- спрощення налагодження моделі;
- покращення інтерфейсу роботи аналітиків через візуалізацію факторів, що вплинули на рішення системи.

У сукупності це робить Explainable AI не просто допоміжною технологією, а основним елементом безпечних і надійних фінансових систем та високоефективним інструментом для запобігання шахрайства у сфері фінансових послуг, який покращує прозорість та інтерпретованість процесу прийняття рішень та підвищує практичну ефективність системи, зменшуючи кількість помилкових спрацювань та оптимізуючи роботу персоналу [4].

Висновки. У результаті проведеного дослідження було проаналізовано сучасні підходи Explainable AI та їхню роль у підвищенні прозорості, надійності та практичної цінності систем виявлення фінансового шахрайства.

На основі відкритого набору даних виконано побудову моделі XGBoost та застосовано метод SHAP для глобальної та локальної інтерпретації результатів. Як наслідок завдяки SHAP підвищився показник виявлення шахрайських транзакцій на 2%, ансамблевій моделі у поєднанні з SHAP демонструють точність виявлення до $AUC \approx 0.995$. Проведений аналіз показав, що SHAP є ефективним інструментом для пояснення поведінки моделей і відбору інформативних ознак, поєднання XGBoost з методами Explainable AI формує збалансований підхід, який забезпечує високу точність, інтерпретованість і регуляторну відповідність, роблячи його перспективним для сучасних систем фінансової безпеки.

ХАІ є необхідною частиною роботи з фінансовими транзакціями, яка дозволяє зрозуміти логіку прийняття рішень моделями та підвищити їх прозорість і надійність.

Список літератури

1. Sivaranjani S., Hassan S. “Transforming Fraud Detection in Banking with Explainable AI: Enhancing Transparency and Trust” *Journal of Technology Informatics and Engineering*, 4(2), P. 251–260, 2025. DOI: 10.51903/jtie.v4i2.267

2. Paul Akinpelu “Fraud Detection with Explainable AI: Designing Interpretable Systems for Financial Fraud Detection” *University of Salford*, 2025. DOI: 10.13140/RG.2.2.23277.50406
 3. Kibriya Md, Masud Nasrullah, Abdullah Al Bassam, Md Tanvir Sourav, Sobhan Abdus “Explainable AI (XAI) Transparency for Financial Fraud Detection”, *International Conference on Quantum Photonics, Artificial Intelligence, and Networking (QPAIN)* P. 1-6, 2025. DOI: 10.1109/QPAIN66474.2025.11172108.
 4. Chiamaka Daniella Okenwa, Omoyin Damilola. David, Adeyinka Orelaja, Oladayo Tosin Akinwande “Exploring the Role of Explainable AI in Compliance Models for Fraud Prevention” *International Journal of Latest Technology in Engineering Management & Applied Science*, 8(5), P. 232-239, 2024. DOI: 10.51583/IJLTEMAS.2024.130524.
 5. Aryan Kumar, “Financial Transactions Dataset for Fraud Detection”, 2025. Доступ: <https://www.kaggle.com/datasets>
-

Sergii Kuzmin

PhD Student at Department of Automated Control Systems, Lviv Polytechnic National University

Academic Supervisor Dr. Sci. (Eng), Professor Oleh Berezhsky, Head of Computer Engineering Department, West Ukrainian National University

EFFICIENT LORA TUNING OF STABLE DIFFUSION FOR HISTOPATHOLOGY IMAGE SYNTHESIS WITH PATHOLOGY FOUNDATION MODEL EMBEDDINGS

Introduction. Histopathology remains the diagnostic gold standard for many cancers, yet training deep models in this domain still depends on large, carefully annotated datasets. Collecting such data is expensive and slow, and even well-curated cohorts often underrepresent rare morphologies or specific patient subgroups. Generative models offer a way to partially offset these limitations by synthesizing realistic tissue images for data augmentation, safer data sharing, and controlled stress-testing of downstream diagnostic models.

Among current generative approaches, diffusion models-and in particular Latent Diffusion Models such as Stable Diffusion [1]-have become a practical choice because they operate in a compressed latent space while still producing high-quality images. However, their standard CLIP-based text conditioning is a poor fit for histopathology: diagnostic patches typically do not come with meaningful captions and writing patch-level prompts that accurately reflect subtle morphological patterns is neither natural nor scalable.

Self-supervised pathology foundation models such as UNI and its successor UNI2-h [2] provide a more suitable source of conditioning. Trained on large collections of whole-slide images, they produce rich, task-agnostic embeddings that already capture relevant tissue structure and are widely used as frozen encoders for classification and survival prediction. In this work we treat UNI2-h embeddings as the main control signal for image synthesis, replacing language-based conditioning with domain-specific visual representations that are directly aligned with tissue appearance.

Prior work only partially follows this direction. Learned Representation-Guided Diffusion Models (LRDM) [3] condition custom latent diffusion models on UNI embeddings but require training the diffusion model itself from scratch on medical data. CytoDiff [4] uses parameter-efficient LoRA adaptation on top of pretrained Stable Diffusion yet still relies on the CLIP text encoder and thus on manual or automatically generated text prompts.

In contrast, we focus on combining parameter-efficient adaptation with direct conditioning on pathology foundation embeddings. We adapt Stable Diffusion 1.5 to histopathology using a small learned projector that maps 1536-dimensional UNI2-h vectors to the 768-dimensional cross-attention token space, and low-rank LoRA adapters [5] inserted into UNet attention layers while keeping all original weights frozen. In total, this setup trains only $\approx 6.3\text{M}$ parameters out of $\approx 861\text{M}$ in the UNet,

does not require any text supervision, and, as our experiments show, can reach histopathology synthesis quality comparable to much heavier fine-tuning while remaining feasible on modest hardware.

Problem Statement. While diffusion models demonstrate state-of-the-art performance in natural image synthesis, no prior work has shown whether pretrained text-to-image models can be effectively adapted to medical domains using only visual foundation embeddings, without text encoder intermediation. The object of this study is the parameter-efficient adaptation of pretrained text-to-image diffusion models to medical imaging domains in the absence of textual supervision. The subject is the integration of pathology foundation model embeddings as the sole conditioning mechanism for low-rank (LoRA) adaptation of Stable Diffusion. The goal is to demonstrate that frozen foundation representations effectively replace text conditioning for histopathology synthesis, achieving image quality competitive with full fine-tuning while enabling practical deployment on resource-constrained hardware.

Main Material. The proposed approach adapts Stable Diffusion 1.5 to histopathology image synthesis by combining pathology foundation embeddings from UNI2-h with parameter-efficient LoRA tuning. At a high level, we keep the original VAE and UNet backbones frozen, remove the CLIP text encoder, and instead condition the model on UNI2-h embeddings. The only trainable components are a lightweight projector that maps UNI2-h features into the cross-attention space and a set of LoRA adapters inserted into the UNet attention blocks.

We follow the latent diffusion formulation of Rombach et al. [1] A pretrained VAE encoder-decoder $\mathcal{E}, \mathcal{D}$ maps a histopathology patch x to a latent representation z_0 and back:

$$z_0 = \mathcal{E}(x), \quad \hat{x} = \mathcal{D}(z_0). \quad (1)$$

A fixed variance-preserving diffusion process, with the original Stable Diffusion noise schedule and T timesteps, is defined in this latent space. For a randomly sampled timestep $t \in 1, \dots, T$, we construct a noisy latent z_t from z_0 , and a UNet denoiser ϵ_θ predicts the added noise from the noisy latent, the timestep and a conditioning vector h :

$$\hat{\epsilon} = \epsilon_\theta(z_t, t, h). \quad (2)$$

In vanilla Stable Diffusion, h is derived from CLIP text embeddings. In our case, h is constructed from a pathology foundation model.

Instead of textual prompts, we use UNI2-h as a frozen pathology encoder. For a conditioning patch x_{cond} (in our experiments the same tile as x), UNI2-h produces a 1536-dimensional feature vector

$$e = f_{\text{UNI2-h}}(x_{\text{cond}}) \in \check{\mathcal{Y}}^{1536}. \quad (3)$$

We then map this vector into the format expected by Stable Diffusion's cross-attention blocks using a small learnable projector P_ϕ :

$$h = P_\phi(e) \in \check{\mathcal{Y}}^{L \times d_c}, \quad d_c = 768. \quad (4)$$

In our implementation, P_ϕ is a 2-layer MLP with SiLU activations: a fully connected layer from $\check{\mathcal{Y}}^{1536}$ to a hidden dimension, a SiLU nonlinearity, and a second fully connected layer to $L \cdot d_c$, reshaped to $L \times d_c$. These tokens h replace the original CLIP-based context in all cross-attention blocks, so the UNet conditions directly on pathology embeddings rather than on text.

To keep the number of trainable parameters small, we do not update the full UNet. Instead, we follow the LoRA approach and add low-rank adapters to attention projections. For a linear layer with pretrained weight matrix $W_0 \in \check{\mathcal{Y}}^{d_{\text{out}} \times d_{\text{in}}}$, we introduce a trainable low-rank update:

$$W = W_0 + BA, \quad (5)$$

where $A \in \check{\mathcal{Y}}^{r \times d_{\text{in}}}$ and $B \in \check{\mathcal{Y}}^{d_{\text{out}} \times r}$ have rank $r = \min(d_{\text{in}}, d_{\text{out}})$. We attach such adapters to the query, key, value and output projections in selected UNet attention blocks. All original weights W_0 remain frozen.

In practice this adds about 6.3 million parameters (LoRA + projector) when we select the LoRA rank of 8 and alpha matching the rank, compared to roughly 861M parameters in the full Stable Diffusion backbone, which keeps training feasible on a single consumer GPU.

We denote by Θ_{train} the union of projector and LoRA parameters. For a mini-batch $\{x^{(i)}\}_{i=1}^B$, we encode each patch to $z_0^{(i)}$, sample a timestep t_i , construct a noisy latent $z_{t_i}^{(i)}$ using the original noise schedule, and compute conditioning tokens $h^{(i)} = P_\phi(f_{\text{UNI2-h}}(x_{\text{cond}}^{(i)}))$. The training loss is the standard noise-prediction objective,

$$\mathcal{L}(\Theta_{\text{train}}) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \left\| \epsilon_i - \epsilon_\theta(z_{t_i}^{(i)}, t_i, h^{(i)}) \right\|_2^2, \quad (6)$$

where B is the batch size and $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{I})$ denotes the sampled Gaussian noise for sample i .

For training we use publicly available Chaoyang dataset, which contains colon images of 4 different classes (normal, serrated, adenocarcinoma, adenoma) from Chaoyang hospital with 512×512 patch size [6]. The data split that we choose contains 5398 images in the training set and 387 images in the validation set.

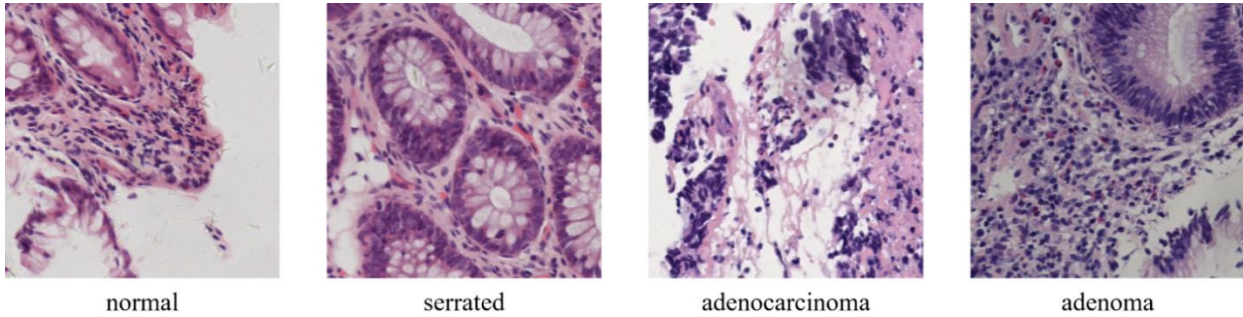


Figure 1. Histological samples from Chaoyang dataset [6].

We optimize Θ_{train} with AdamW. In our experiments we use 2 sets of parameters: base learning rates of 2.5×10^{-5} and 5×10^{-5} for LoRA parameters and the corresponding higher rates of 2.5×10^{-4} and 5×10^{-4} for the projector, train on 512×512 patches with a batch size of 16, and run for 12 epochs. We found the latter configuration sufficient for the loss to stabilize and for the generated samples to become visually plausible, while staying within a realistic single-GPU budget. To replicate such constraints, we run experiments on the local environment with Windows 11 Pro 64-bit operating system, Intel Core i9-13980HX CPU, 32 GB DDR 5 RAM, and NVIDIA GeForce RTX 4090 Laptop GPU with 16 GB of GDDR6 VRAM.

For inference we use DDPM scheduler, 30 sampling steps and relatively low CFG of 2.0 due to the sensitivity of the strong guidance signal produced by UNI2-h embeddings. To quantitatively assess the quality of the synthesized images, we calculate FID between the real validation images and synthetic images generated on the corresponding UNI2-h embeddings of each validation image after every 3 epochs.

Table 1. FID between real validation patches and UNI2-h-conditioned generations (1:1 embedding match) for different LoRA learning rates.

	Epoch 3	Epoch 6	Epoch 9	Epoch 12
$LR = 2.5 \times 10^{-5}$	111.74	89.75	83.51	84.53
$LR = 5.0 \times 10^{-5}$	98.15	82.01	85.53	80.75

Representative qualitative results are shown in Figure 2.

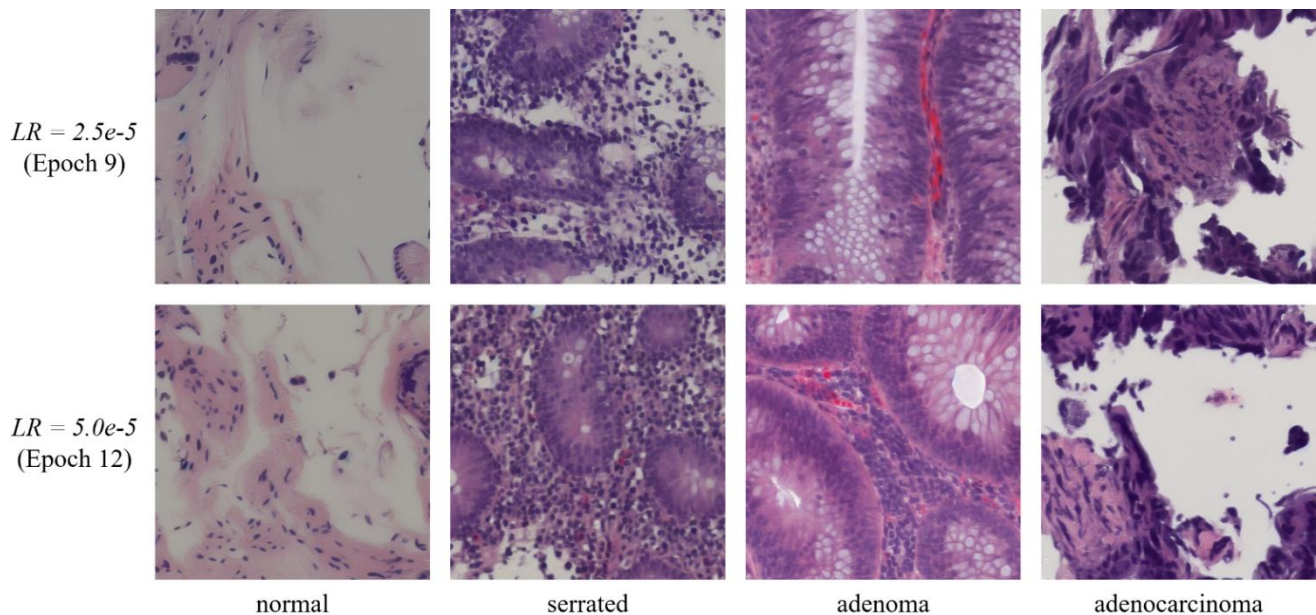


Figure 2. Example histopathology patches generated from checkpoints corresponding to the best FID epoch for each LoRA learning rate.

Conclusions. In this work we showed that pathology foundation model embeddings can replace text conditioning when adapting Stable Diffusion 1.5 to histopathology, without retraining the backbone or relying on any textual supervision. By combining a small projector from UNI2-h features to the cross-attention space with LoRA adapters in UNet attention blocks, we restricted training to about 6.3M parameters and kept the overall computational cost compatible with a single consumer GPU.

On the Chaoyang colon dataset, this configuration yields visually plausible, class-consistent tissue patches and drives FID from values above 110 at early epochs to around 80 at the best checkpoints. These results indicate that UNI2-h embeddings alone form a sufficiently rich and stable conditioning space for latent diffusion in this setting, and that parameter-efficient tuning can capture most of the benefit of full adaptation at a fraction of the cost. The approach thus offers a practical building block for more systematic analyses of architectural choices, conditioning designs and training regimes in diffusion-based histopathology synthesis, once broader datasets and budgets are brought into play.

References

1. R. Rombach, A. Blattmann, D. Lorenz, P. Esser, B. Ommer. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): New Orleans, LA, USA, 2022, pp. 10684–10695.
2. R. J. Chen, T. Ding, M. Y. Lu, D. F. K. Williamson, G. Jaume, A. Zhang, F. Mahmood. Towards a General-Purpose Foundation Model for Computational Pathology. Nature Medicine: vol. 30, 2024, pp. 850–862.
3. A. Graikos, S. Yellapragada, M.-Q. Le, S. Kapse, P. Prasanna, J. E. Vargas-Muñoz, D. Samaras. Learned Representation-Guided Diffusion Models for Large-Image Generation. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): Seattle, WA, USA, 2024, pp. 7849–7858.
4. J. C. Boada, R. M. Umer, C. Marr. CytoDiff: AI-Driven Cytomorphology Image Synthesis for Medical Diagnostics.: arXiv preprint arXiv:2507.05063 / ICCV 2025 Workshop on CVAMD, 2025.
5. E. J. Hu, Y. Shen, P. Wallis, Z. Allen-Zhu, Y. Li, S. Wang, L. Wang, W. Chen. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. International Conference on Learning Representations (ICLR): 2022.
6. C. Zhu, W. Chen, T. Peng, Y. Wang, M. Jin. Hard Sample Aware Noise Robust Learning for Histopathology Image Classification. IEEE Transactions on Medical Imaging: 2022.

ПРОГРАМНА СИСТЕМА АВТОМАТИЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ РАКУ МОЛОЧНОЇ ЗАЛОЗИ

Вступ. Надзвичайно актуальна проблема діагностики раку молочної залози, який залишається однією з головних причин смертності, потребує інноваційних підходів для підвищення точності та швидкості діагностики раку.

У контексті раку молочної залози, що залишається одним із найпоширеніших онкологічних захворювань серед жінок [1, 2], розробка автоматичних систем діагностування є надзвичайно актуальною. Така система може суттєво пришвидшити процес виявлення захворювання, зменшити ймовірність помилок, спричинених людським фактором, та сприяти своєчасному початку лікування, що є критично важливим для успішного результату.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – розробка системи автоматичного діагностування раку молочної залози. Предмет дослідження – методи, моделі та засоби розробки програмної системи автоматичного діагностування раку молочної залози. Мета дослідження – розробити систему автоматичного діагностування раку молочної залози з використанням методів і засобів штучного інтелекту.

Основний матеріал. Система автоматичного діагностування раку молочної залози має складатися з таких модулів: користувачів, наборів даних, сегментації та класифікації, визначення інформативних ознак, автоматичного діагностування, синтезу зображень, моделей і метрик. Кожен із цих модулів повинен забезпечувати можливість створення, перегляду, редагування та видалення відповідних сутностей, що відповідає принципам CRUD (Create, Read, Update, Delete) у програмній інженерії.

Архітектура програмної системи базується на основі клієнт-серверної технології. Представлення архітектури наведено на рисунку 1 [3].

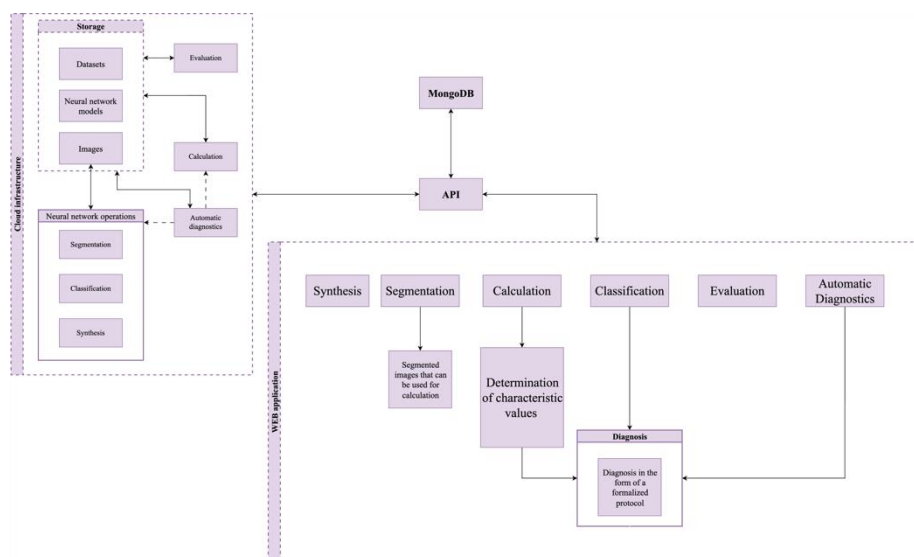


Рисунок 1 – Представлення архітектури системи

Система розроблена з урахуванням принципу єдиної відповідальності – першого з принципів SOLID – і спрямована на забезпечення ефективної взаємодії з користувачем у режимі реального часу.

Клієнтська частина розроблена на мові TypeScript із використанням фреймворку Next.js, а серверна – на Python із застосуванням фреймворку FastAPI. Для обробки зображень використовується бібліотека OpenCV, для нейронних мереж – PyTorch. У якості бази даних застосовано MongoDB.

Cloud infrastructure є центральним вузлом системи, який виконує роль серверної частини: обробляє запити від клієнтської частини (Web application), реалізує всю бізнес-логіку, взаємодіє з базою даних через API та надсилає відповіді клієнту. Складні операції, що вимагають використання нейронних мереж, також виконуються у хмарі, оскільки це дозволяє ефективно балансувати апаратні ресурси залежно від навантаження. Крім того, хмарна інфраструктура забезпечує зберігання створених користувачем наборів даних, моделей нейронних мереж та отриманих зображень досліджень. Хоча вузол може функціонувати і локально, для масштабування та оптимізації ресурсів більш ефективним є його розгортання у хмарі.

Логічна модель бази даних у вигляді UML-діаграми класів наведена на рисунку 2 [3].

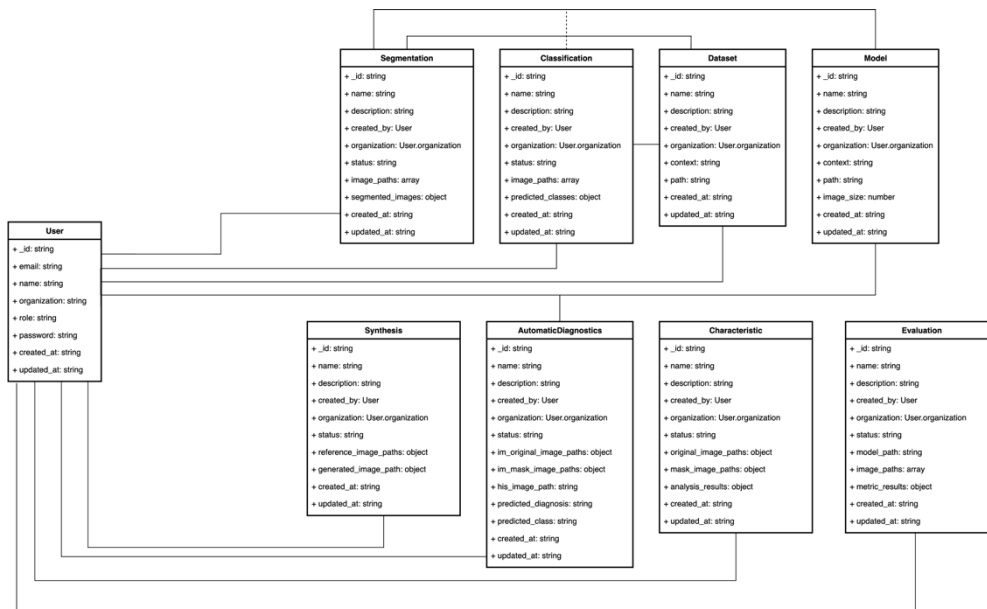


Рисунок 2 – Логічна модель бази даних

Головна сторінка системи для авторизованого користувача відображена на рисунку 3.



Рисунок 3 – Зовнішній вигляд головної сторінки після авторизації

Система передбачає дві ролі користувачів: лікар-діагност (user) та адміністратор організації чи установи (admin). Роль admin має розширені можливості порівняно з user: адміністратор може керувати користувачами та переглядати всі дані системи в межах своєї

організації, тоді як user має доступ лише до власних створених даних.

Як експеримент проведемо класифікацію, сегментацію та визначення інформативних ознак.

Сторінка результату дослідження із класифікації відображено на рисунку 4, сегментації – на рисунку 5 та визначення інформативних ознак – на рисунку 6.

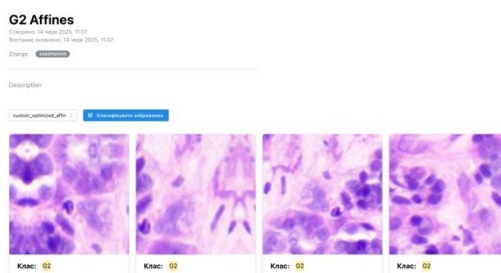


Рисунок 4 – Сторінка експерименту після завершення класифікації

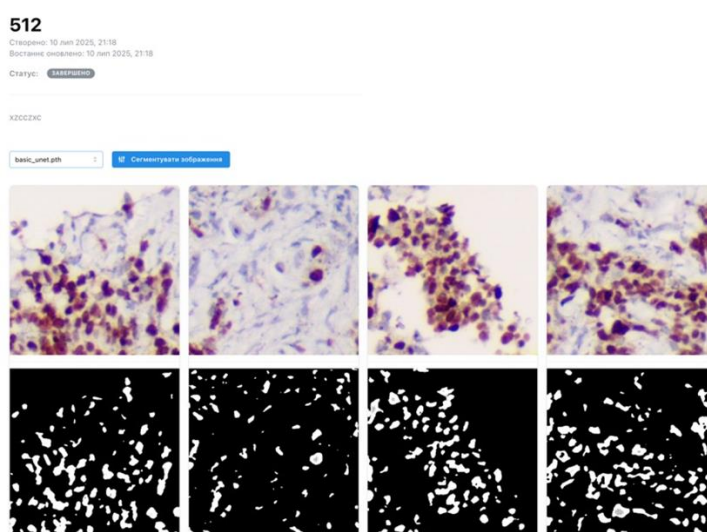


Рисунок 5 – Сторінка експерименту після завершення сегментації

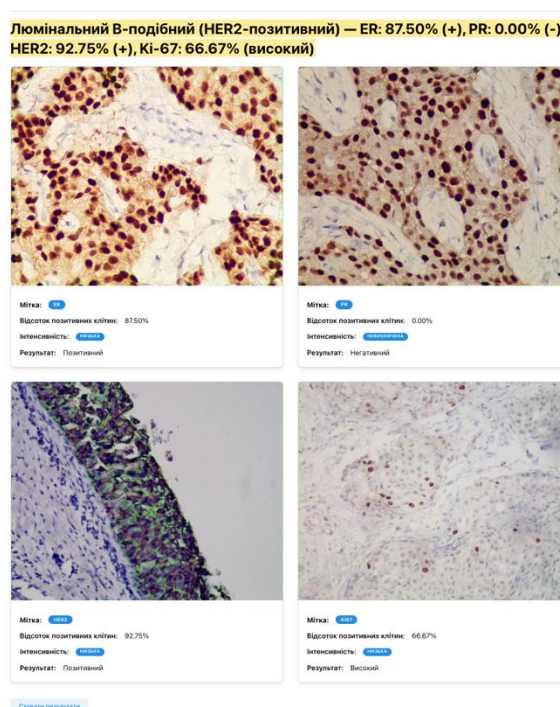


Рисунок 6 – Сторінка експерименту після завершення визначення інформативних ознак

Оскільки діагноз ставиться на основі правил і характеристик описаних в клінічній настанові МОЗ [4], можуть бути випадки, коли система не може точно його визначити. В такому разі результат позначається як «Невизначено» та потребує додаткового аналізу спеціаліста.

Інтерфейс сторінки результатів автоматичного діагностування подібний до зображеного на рис. 6. У нижній частині додатково відображається результат класифікації. Модуль за потреби виконує сегментацію (якщо користувач не має попередньо сегментованих зображень), класифікацію та визначення інформативних ознак. Це ключовий компонент системи, який забезпечує отримання комплексного діагностичного результату.

Перевагою розробленої програмної системи є розміщення серверної частини разом зі складними обчисленнями у хмарному середовищі. Проте, у разі використання користувачем ресурсомістких моделей нейронних мереж або обробки зображень високої роздільної здатності (оптимально від 128 до 512 пікселів), може виникнути потреба перенести генератор, сегментатор і класифікатор на окрему хмарну інфраструктуру.

Слід зауважити, що навчання нейронних мереж не здійснюється безпосередньо через систему: вона працює з уже навченими моделями, розміщеними у хмарі. Це є перевагою, оскільки дозволяє економити ресурси, не витрачаючи їх на процес навчання [3].

Розроблена програмна система виходить за рамки стандартних комерційних CAD-систем, які допомагають радіологам виявляти підозрілі ділянки на мамограмах.

Розроблений підхід є значно більш складним і науково обґрунтованим, оскільки він заглиблюється в аналіз біологічних маркерів на клітинному рівні, що дозволяє не просто виявити рак, а й визначити його конкретний підтип. Це кардинально відрізняє розроблену систему і надає їй велику цінність для персоналізованої медицини.

Висновки. У рамках запропонованого підходу створено програмну систему, яка забезпечує:

- автоматичну сегментацію імуногістохімічних зображень, обчислення інформативних ознак та класифікацію підтипів раку, що дозволяє зменшити вплив суб'єктивного людського фактору на діагностику та підвищити точність клінічних рішень;
- централізоване зберігання, керування та обробку медичних зображень завдяки впровадженій структурі бази даних, що забезпечує ефективну роботу з великими обсягами інформації;
- зручний веб-інтерфейс для медичних фахівців із функціоналом управління наборами даних, користувачами та історіями діагностик.

Практичне застосування системи дозволяє підвищити точність визначення типів і підтипів раку молочної залози, що є критично важливим для вибору оптимальної стратегії лікування.

Розроблена система може бути використана в освітніх, науково-дослідних та клінічних установах, а також слугувати базою для подальшого розвитку експертних медичних систем, зокрема в галузі онкології.

Список літератури

1. Habuza, T., Al-Kafri, A., Alsalah, H., Al-Busaidi, S. S., Al-Rawahi, F. R., & Al-Marzooqi, F. I. (2021). AI applications in robotics, diagnostic image analysis and precision medicine: Current limitations, future trends, guidelines on CAD systems for medicine. *Informatics in Medicine Unlocked*, 24, 100596. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2021.100596>
2. Nabok, A. I. (2023). Prevalence and incidence of breast cancer in Ukraine. *Wiad Lek*, 76(10), 2219-2223. <http://dx.doi.org/10.36740/WLek202310114>
3. Berezhsky O.M., Liashchynskyi P.B. (2025). Software system for automatic diagnosis of breast cancer. *Ukrainian Journal of Information technology*. (in press).
4. Міністерство охорони здоров'я України, Державне підприємство «Державний експертний центр Міністерства охорони здоров'я України», & Державне некомерційне підприємство «Національний інститут раку». (2024). Рак молочної залози на ранніх стадіях: Клінічна настанова, заснована на доказах. Міністерство охорони здоров'я України, 27-28. Режим доступу: https://www.dec.gov.ua/wp-content/uploads/2025/02/kn_2025_rannij-rmz.pdf.

ПОШУК НАБОРІВ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА МЕТАДАНИМИ

Вступ. Біомедичні зображення є важливим джерелом інформації у сучасній медицині, біології та фармацевтиці. Вони включають гістологічні та цитологічні препарати, медичні скани (КТ, МРТ, УЗД), мікроскопічні знімки клітин та тканин, а також високороздільні зображення, отримані за допомогою спеціалізованих пристроїв. Завдяки розвитку цифрових технологій та автоматизованих систем сканування обсяги таких даних зростають дуже швидко, що ускладнює їх систематизацію та пошук. Метадані, тобто структурована інформація про зображення, відіграють ключову роль у забезпеченні ефективного доступу до цих даних. Вони дозволяють не лише зберігати технічні параметри файлів, але й описувати біологічні характеристики, методи обробки та аналітичні ознаки, що робить пошук точним та повторюваним.

Постановка задачі. Метою роботи є дослідження алгоритмів та засобів пошуку біомедичних зображень на основі метаданих. Об'єктом дослідження є процес організації, індексації та пошуку біомедичних зображень у великих архівах. Предметом дослідження є метадані та алгоритми пошуку, які дозволяють ефективно знаходити набори даних за структурованими описами та атрибутами. Актуальність цієї задачі зумовлена тим, що великі архіви зображень часто зберігаються у неструктурованому вигляді, що ускладнює їх використання, повторюваність досліджень та інтеграцію даних із різних лабораторій. Відкриті репозитарії та стандартизовані підходи до опису даних дозволяють вирішити ці проблеми, забезпечуючи швидкий доступ до необхідної інформації та можливість семантичного пошуку.

Основний матеріал. Метадані біомедичних зображень поділяють на технічні, біологічні, протокольні, адміністративні та аналітичні. Технічні метадані включають формат файлу, розмір, роздільну здатність та колірну глибину. Біологічні - тип тканини або клітин, експресовані маркери та органи, з яких отримано зображення. Протокольні дані відображають методи обробки, наприклад фарбування Н&Е, імуногістохімію (ІНС) або інші методики підготовки зразка. Адміністративні метадані містять ID пацієнта, код дослідження та лабораторію, де виконано експеримент. Аналітичні - це маски сегментації, вектори ознак та embeddings, що використовуються для класифікації або аналізу зображень.

Таблиця 1 - Категорії метаданих для пошуку наборів біомедичних зображень

Категорія метаданих	Приклади	Призначення	Формат та Стандарти
Технічні	Формат файлів, роздільна здатність, колірна глибина	Забезпечення сумісності з програмними засобами, контроль якості зображення	DICOM, OME-TIFF, OME-XML
Біологічні	Тип тканини, клітин, органів, експресовані маркери	Ідентифікація біологічного контексту, порівняння між зразками	SNOMED CT, UMLS
Протокольні	Методи фарбування, параметри мікроскопа	Забезпечення відтворюваності експериментів	OME-XML, FAIR
Адміністративні	ID пацієнта, код дослідження, лабораторія	Підтримка управління даними	CSV, JSON,
Аналітичні	Маски сегментації, вектори ознак	Використання для класифікації, пошуку схожих зображень	NPY, HDF5, BIoBERT

Для стандартизації та обміну даними застосовуються формати DICOM, OME-TIFF та OME-XML, а також принципи FAIR для забезпечення доступності та повторюваності даних. Для публікації та каталогізації використовуються стандарти DCAT та schema.org. Пошук наборів зображень може здійснюватися через точний збіг, пошук за ключовими словами, фільтрацію за атрибутами або семантичний пошук із використанням онтологій (UMLS, SNOMED CT) і векторних представлень (BioBERT, CLIP-style embeddings). Для швидкого знаходження схожих зображень застосовуються алгоритми similarity search, такі як Annoy, Faiss та Milvus.

Пошук наборів зображень може здійснюватися різними методами: точний збіг за атрибутами, пошук за ключовими словами, фільтрація за властивостями, а також семантичний пошук із використанням онтологій, таких як UMLS та SNOMED CT, або за допомогою векторних представлень (embeddings) з моделей BioBERT та CLIP-style. Для швидкого знаходження схожих зображень у великих масивах даних застосовуються алгоритми similarity search, наприклад Annoy, Faiss, Milvus, що дозволяють ефективно порівнювати вектори ознак та знаходити найбільш релевантні приклади.

Основні проблеми у сфері пошуку біомедичних зображень включають різну якість метаданих, відсутність єдиних протоколів, дублювання інформації та помилки розмітки. Крім того, великі обсяги даних потребують ефективної індексації та обчислювальних ресурсів для швидкого пошуку, особливо при використанні семантичних алгоритмів та embeddings.

Системи керування біомедичними даними, такі як OMERO, Kheops, XNAT, Radiant або Histolab-based pipelines, дозволяють зберігати, індексувати та виконувати пошук за метаданими. Важливими репозитаріями є TCIA, TCGA, GTEx, IHCDBI, TissueNet, BioImage.io, які надають стандартизовані дані та метадані для науковців у всьому світі. Основні проблеми у цій сфері включають різну якість метаданих, відсутність єдиних протоколів, дублювання даних та помилки розмітки, що знижує ефективність пошуку та ускладнює інтеграцію даних з різних джерел.

Висновки. Метадані є ключовим інструментом для ефективного пошуку та використання біомедичних зображень. Використання стандартизованих форматів, онтологій та векторних індексів дозволяє здійснювати точний та семантичний пошук, підвищує повторюваність досліджень та спрощує інтеграцію даних. Перспективним напрямом є впровадження AI-моделей для автоматичної класифікації та анотації зображень, що дозволить оптимізувати роботу з великими архівами та підвищить ефективність наукових та клінічних досліджень.

Список літератури

1. Gonçalves, R. S., Kamdar, M. R., & Musen, M. A. (2019). Aligning Biomedical Metadata with Ontologies Using Clustering and Embeddings. The Semantic Web: ESWC 2019.
2. McQuin, C. et al. (2018). CellProfiler 3.0: Next-generation image processing for biology. PLoS Biology.
3. Hammer, M., et al. (2021). Towards community-driven metadata standards for light microscopy: the 4DN-BINA-OME specifications. Nature Methods.

Копія А.В.

Магістрант 2 курсу ФКІТ ЗУНУ

Науковий керівник д.т.н., професор Березький О.М., кафедра КІ ЗУНУ

АЛГОРИТМИ АНОТАЦІЇ ГІСТОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Вступ. Анотація гістологічних зображень є ключовим етапом у підготовці даних для задач діагностики та аналізу тканин. Вона дозволяє виділити клітинні структури, патологічні області та інші важливі елементи, які використовуються як основа для навчання алгоритмів комп'ютерного зору. Гістологічні зображення характеризуються високою роздільною здатністю, складною текстурою та варіативністю протоколів фарбування, що створює додаткові труднощі в розмітці. Саме тому розробка ефективних алгоритмів анотації є актуальною задачею сучасної біоінформатики та медичної інженерії.

Постановка задачі. Метою роботи є дослідження алгоритмів, що застосовуються для анотації гістологічних зображень, а також аналіз методів їх застосування в задачах сегментації, класифікації та виділення клітинних структур. Об'єктом є процес інтерпретації гістологічних даних, а предметом - алгоритми анотації, які дозволяють автоматизувати або спростити створення навчальних масок. Задача полягає у порівнянні ручних, класичних та сучасних глибоких методів, а також оцінці їх переваг і обмежень у різних типах гістологічного матеріалу.

Основний матеріал. Анотація гістологічних зображень ускладнюється низкою факторів: шумом, артефактами сканування, неоднорідністю фарбування (H&E, IHC), різними масштабами збільшення та перекриттям клітин. У зв'язку з цим під час підготовки даних часто застосовують нормалізацію кольору. Найбільш відомі методи - Reinhard, Macenko та Vahadane - дозволяють наблизити колірну гамму різних зразків та зменшити розбіжності між наборами даних.

Існують три основні підходи до анотації гістологічних зображень.

1. Ручна анотація виконується експертами-патоморфологами і забезпечує високу точність, але є надзвичайно трудомісткою та потребує значних витрат часу.

2. Rule-based методи, такі як активні контури, watershed або морфологічні операції, використовуються для структурованих областей та відносно простих форм клітин.

3. Найбільш ефективними є методи на основі глибоких нейронних мереж. Для сегментації клітин та тканин застосовують моделі U-Net, Mask R-CNN, HoVer-Net, а для універсальної анотації - Segment Anything Model (SAM). Ці алгоритми дозволяють автоматично виділяти структури різних типів навіть у складних гістологічних зразках.

Таблиця 1 - Порівняння основних груп алгоритмів анотації гістологічних зображень.

Тип алгоритму	Переваги	Недоліки	Типові застосування
Класичні методи обробки зображень	Швидкі та прості у реалізації, не потребують великих обчислювальних ресурсів	Погано працюють при складних структурах тканин та чутливі до шумів	Базова анотація, попередня обробка
Глибокі нейронні мережі	Висока точність та здатність виявляти клітинні структури	Потребує велики об'єми даних, високі обчислювальні витрати	Точна анотація ядер, клітин, патологій
Напівавтоматичні системи	Компроміс між швидкістю та якістю, зменшує навантаження на експертів	Потребує участі людини, можливі помилки при корекції	Маркування великих наборів гістологічних даних
Моделі інстанс-анотації	Добре працює із об'єктами, що перекриваються, зберігає контури	Складність навчання та велика потреба в даних	Анотація ядер у щільних тканинах

Для зберігання анотацій використовуються різні формати: COCO JSON, Pascal VOC XML, TIFF-маски та GeoJSON, що підтримується QuPath. Кожен формат застосовується залежно від задачі - сегментації, виявлення або класифікації об'єктів. Для створення та редагування анотацій використовуються інструменти QuPath, CVAT, Label Studio, SlideRunner та Aiforia, які підтримують роботу з великими гістологічними зображеннями та дозволяють формувати GT-маски у стандартних форматах.

Основними проблемами автоматичної анотації є різноманітність даних з різних лабораторій, недостатня кількість якісних розміток, перекриття клітин та складність багатокласових структур. Незважаючи на це, сучасні моделі глибокого навчання демонструють високу ефективність та здатність адаптуватися до нових типів гістологічних матеріалів.

Додатково важливим напрямом розвитку є застосування weakly-supervised та semi-supervised методів, які дозволяють використовувати частково розмічені або нерозмічені дані. У гістології, де створення точних масок є трудомістким процесом, такі підходи значно скорочують

витрати часу експертів. Моделі, що працюють на основі точкових підказок або міток на рівні зображення, здатні генерувати деталізовані сегментації клітин, поступово уточнюючи свої передбачення за допомогою активного навчання.

Використання стандартизованих термінологічних систем, таких як SNOMED CT або UMLS, забезпечує узгодженість між різними наборами даних, дозволяє уникати неоднозначностей у визначенні патологічних змін і значно спрощує інтеграцію великих колекцій гістологічних зображень. Завдяки цьому автоматичні алгоритми отримують більш структуровані та чисті навчальні вибірки.

Помітного розвитку набувають також методи векторизації гістологічних структур, що дають змогу здійснювати пошук схожих клітинних компонентів, групування об'єктів за морфологічними ознаками та автоматичне уточнення анотацій. Такі підходи корисні для виявлення рідкісних патологічних патернів та покращення якості сегментації в складних зразках.

Також одним із перспективним напрямом є інтеграція алгоритмів анотації з інструментами попередньої обробки WSI-зображень, зокрема автоматичним визначенням областей інтересу (ROI), видаленням артефактів, нормалізацією текстури та стабілізацією яскравості. Це дозволяє оптимізувати навантаження на моделі, прискорити сегментацію і забезпечити більш стабільні результати в умовах різноманітності лабораторних протоколів.

Висновки. Алгоритми анотації гістологічних зображень відіграють важливу роль у створенні навчальних наборів для медичних систем аналізу. Завдяки розвитку глибинного навчання процес анотації стає швидшим, точнішим та менш залежним від ручної роботи. Перспективними напрямками є використання foundation models, weak-supervision підходів та методів автоматичної нормалізації даних, які дозволять масштабувати аналіз гістологічних зображень та підвищити його відтворюваність.

Список літератури

1. Koohbanani N.A., Jahanifar M., Tajadini M. та ін. Nuclei Segmentation and Classification in Histopathology Images with Deep Neural Networks. - IEEE TMI, 2021.
2. Tkachenko M., Malygina V., Lavrentyeva G. CVAT: An Interactive Web-Based Tool for Dataset Annotation. - OpenVINO Tools Documentation, 2020.
3. Aiforia Technologies - Cloud-based AI-assisted Annotation Platform for Digital Pathology. – Official Whitepaper, 2022.
4. Ziko I.M., Dolz J., Granger E., Ayed I. Segment Anything Model for Medical Image Analysis: Potentials, Limitations, and Adaptations. - arXiv preprint, 2023.

Новосад В.О.

магістрант 2 курсу, факультет комп'ютерних інформаційних технологій та інженерії
Науковий керівник д-р техн. наук, професор Теслюк В.М. кафедра АСУ НУЛП

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ МІКРОКЛІМАТОМ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Вступ. У сучасних системах клімат-контролю актуальним є перехід від статичних порогових регуляторів до адаптивних механізмів, здатних реагувати на динамічні зміни середовища та поведінку користувача. Традиційні підходи часто не враховують ситуативні фактори, умови мультизональності, індивідуальні вподобання або шумність сенсорних вимірювань, що знижує точність регулювання [1]. З поширенням мобільних платформ, IoT-пристроїв та вбудованих легковагових ML-моделей з'являється можливість створення гібридних систем, які поєднують локальні обчислення, хмарну аналітику та зручну мобільну взаємодію в реальному часі. Такий підхід відповідає тенденціям розвитку енергоефективних, персоналізованих та автономних систем управління мікрокліматом і дозволяє підвищити точність оцінювання середовища, стабільність регулювання та адаптивність до динамічних змін [2].

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є процес керування параметрами мікроклімату у внутрішніх приміщеннях. Предмет дослідження - гібридна система клімат-контролю, що поєднує сенсорну підсистему, інтелектуальний модуль аналізу даних та мобільний інтерфейс для моніторингу й взаємодії з виконавчими пристроями. Метою роботи є розроблення адаптивної моделі, яка здатна оцінювати стан середовища, прогнозувати його зміни, формувати рекомендації та забезпечувати ефективний зворотний зв'язок із користувачем. Для досягнення цієї мети необхідно описати архітектуру системи, провести експериментальне дослідження та здійснити порівняльний аналіз з традиційними методами регулювання.

Основний матеріал. Запропонована система складається з трьох основних рівнів: сенсорної підсистеми, інтелектуального модуля аналізу та мобільного інтерфейсу. Сенсорна підсистема виконує моніторинг параметрів мікроклімату (температури та інших кліматичних характеристик) і може включати недорогі модулі вимірювання та базові виконавчі пристрої для регулювання (вентиляція, нагрів, зволоження). Дані надходять у мобільний застосунок, де здійснюється первинна обробка та передача до інтелектуального модуля.

Гібридність системи проявляється на двох рівнях. По-перше, у структурі взаємодії: користувач може працювати в автоматичному або напівавтоматичному режимах, коли модель формує рекомендації, а користувач за потреби коригує поведінку системи. По-друге, у методах аналізу даних: обробка може виконуватися як локально на мобільному пристрої, так і на сервері або в хмарному середовищі. Локальна модель забезпечує автономність, низьку затримку та захист даних, а серверний рівень використовується для складних сценаріїв, накопичення історичних даних та підвищеної точності прогнозування. Підхід дає можливість ефективно поєднувати швидкодію локальної обробки та переваги глибшої серверної аналітики [3].

У рамках експериментального дослідження було створено набір сенсорних даних у реальних умовах, на основі яких проводилась оцінка точності визначення стану середовища. Результати показали, що адаптивна модель забезпечує підвищення точності оцінювання на 18-25 % порівняно з пороговими підходами, зменшує кількість хибних спрацьовувань і демонструє стійкість до шумових вимірювань. Крім того, система показала скорочення часу реагування на зміни середовища та підвищену стабільність регулювання, особливо у випадках різких коливань зовнішньої температури. Дослідження також підтвердило важливість мобільного інтерфейсу: його зручність і швидкість взаємодії безпосередньо впливають на якість керування та адаптацію системи до користувацьких сценаріїв.

Запропонована архітектура демонструє універсальність і може бути масштабована до багатозонних систем або комплексів з кількома користувачами, які мають різні вподобання. Інтелектуальний модуль може реалізовувати різні підходи без прив'язки до конкретного апаратного чи програмного комплексу. Унікальність рішення полягає в поєднанні сенсорної, інтелектуальної та мобільної взаємодії в єдиній гібридній системі, що забезпечує підвищену точність і гнучкість керування.

Висновки. Створена гібридна система керування мікрокліматом демонструє підвищену ефективність завдяки поєднанню сенсорного моніторингу, адаптивного аналізу даних та мобільної взаємодії в реальному часі. Гібридний підхід до обробки даних дозволяє забезпечити баланс між автономністю та підвищеною точністю, тоді як інтерфейс користувача сприяє гнучкому налаштуванню поведінки системи. Наукова новизна полягає в інтегрованій архітектурі, що комбінує локальні ML-моделі, хмарну аналітику та мобільне керування. Практичне значення проявляється в можливості застосування системи в побутових, офісних та промислових середовищах, а також у перспективі реалізації багаторівневих і багатозональних систем.

Список літератури

1. Al-Fuqaha A., et al. Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020.
2. Ferreira D., Ruano A. Machine Learning Approaches for Indoor Climate Control: A Review. Energy and Buildings, 2021.
3. Miller T., Zeng Y. Mobile-IoT Integration Architectures for Real-Time Environmental Control Systems. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2024.

АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ДЛЯ ОБЧИСЛЕННЯ НАКОПИЧУВАННЯ ВТОМНОГО ПОШКОДЖЕННЯ У КОРЕНІ ЛОПАТИ ВІТРОВОЇ ТУРБІНИ

Вступ. Глобальні кліматичні зміни та курс на енергонезалежність роблять вітрову енергетику пріоритетним напрямом розвитку відновлювальних джерел енергії. Загострення проблеми антропогенного впливу на клімат та стратегічне прагнення країн до енергетичної незалежності стимулюють до інтенсивного розвитку й впровадження відповідних технологічних рішень. Відомо, що п'ята частина всіх відмов вітрогенераторів пов'язана з пошкодженням лопатей [1]. Основною причиною є нерегулярні циклічні навантаження, що виникають внаслідок дії відцентрових і гравітаційних сил, а також тиску повітряного потоку. Найбільш небезпечною зоною є корінь лопаті, де під впливом пікових згинальних моментів розвиваються процеси втомного руйнування. Тому розробка методів своєчасної діагностики втомного стану цієї ділянки є необхідною умовою для запобігання аваріям та підвищення економічної ефективності експлуатації вітропарків.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процеси руйнування кореня лопаті вітрогенератора під дією нерегулярних циклічно-змінних у часі навантажень. Предмет дослідження – сучасні методи та засоби для моніторингу стану лопатей вітрових турбін, зокрема прикореневої ділянки, та прогнозування їх втомної довговічності, що використовують інформаційні технології. Головна мета даного дослідження полягає в розробці архітектури програмного модуля, що автоматизує обчислення накопиченого втомного пошкодження кореня лопаті вітрової турбіни на основі історичних даних про швидкість вітру, а також здійснює прогнозування його залишкового ресурсу.

Основний матеріал. Допоміжними інструментами, що надаватимуть вхідні дані для програмного модуля, що розробляється, є сторонні спеціалізовані програмні засоби OpenFAST та TurbSim.

OpenFAST – це пакет програмного забезпечення для моделювання динаміки вітрових турбін. З його допомогою створено симуляцію, що на основі вхідного файлу з характеристиками вітру визначає силові параметри експлуатаційного навантаження кореня лопаті вітрової турбіни, необхідні для подальшого моделювання.

TurbSim – це компонент OpenFAST, призначений для генерації випадкових полів швидкостей вітру, які використовуються при моделюванні поведінки вітрогенераторів. За допомогою цього програмного продукту генеруються файли, які містять часові залежності швидкостей вітру.

На базі [2] та [3] запропоновано архітектуру програмного модуля для обчислення накопичування втомного пошкодження у корені лопаті вітрової турбіни. Система складається з чотирьох підсистем: підсистеми аналізу та попередньої обробки вхідних даних, підсистеми TurbSim, підсистеми OpenFAST та підсистеми аналізу втоми (див. рис. 1).

Підсистема аналізу та попередньої обробки забезпечує стандартизацію вхідних інформаційних потоків. Використовуючи принцип поліморфізму, модуль обробляє різноманітні масиви історичних даних про швидкість вітру та метадані, перетворюючи їх в уніфікований формат. Це дозволяє системі абстрагуватися від специфіки джерел даних (ТХТ, Excel, XML тощо) і формувати стандартизований вхідний вектор для подальшого моделювання.

Підсистеми TurbSim та OpenFAST реалізують етап генерації аеродинамічних полів та симуляції динамічних навантажень на турбіну. Ключовою особливістю є інтеграція програмних агентів [3], які автоматизують запуск процесів розрахунку для кожної усередненої швидкості вітру. Агенти динамічно модифікують конфігураційні файли відповідно до робочих характеристик турбіни та консоліднують результати симуляцій у вигляді часових рядів навантажень.

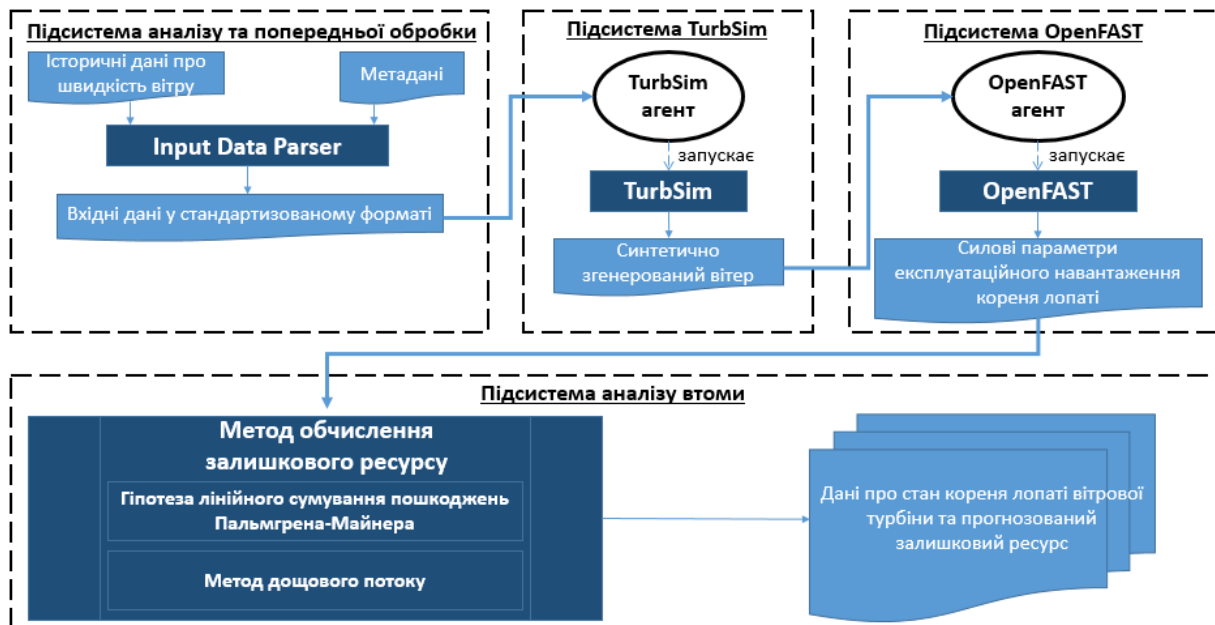


Рисунок 1 – Архітектура програмного модуля для обчислення накопичування втомного пошкодження у корені лопаті вітрової турбіни

Підсистема аналізу втоми виконує оцінку втомного пошкодження та прогнозування залишкового ресурсу. Здійснюється обчислення втомного руйнування кореня лопаті для випадку одноісного розтягу-стиску в його об'ємі, викликаного моментами згину на лопаті через аеродинамічні та гравітаційні сили, а також осовою силою, спричиненою гравітацією та відцентровими ефектами. Вплив зсувної сили та крутного моменту в корені лопаті не враховано. Алгоритм обробки включає: обчислення механічних напружень для сегментованого перерізу кореня лопаті, перетворення отриманих циклічно-змінних нерегулярних навантажень у набори циклів з однаковою амплітудою за допомогою методу дощового потоку [4], визначення сумарного пошкодження за гіпотезою лінійного накопичення Пальмгрена-Майнера [5]. Кінцевим результатом роботи системи є ідентифікація найбільш навантаженого сектора лопаті та екстраполяція часу досягнення ним граничного стану руйнування.

Розроблено UML-діаграму класів для підсистеми аналізу втоми [2] (див. рис. 2).

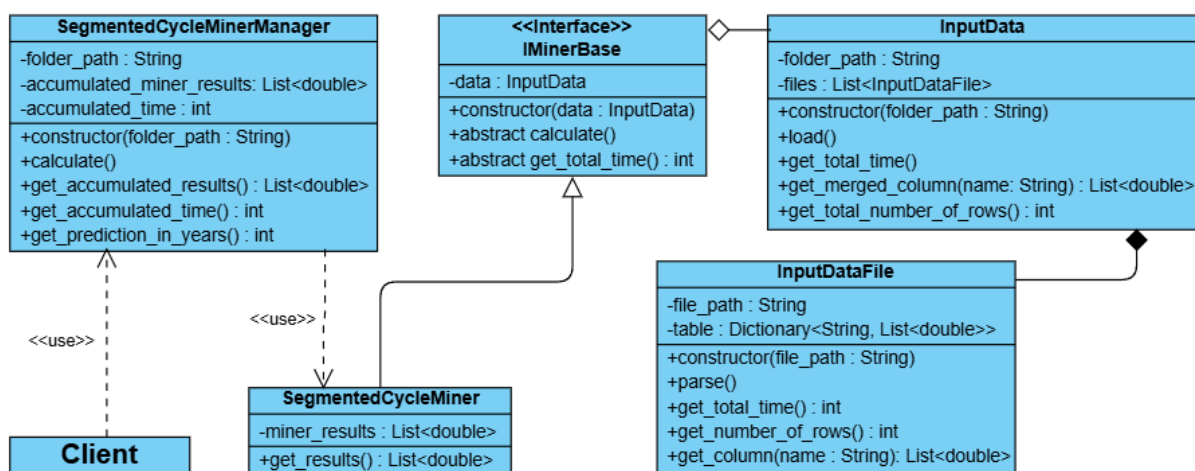


Рисунок 2 – UML-діаграма класів для підсистеми аналізу втоми [2]

Архітектуру підсистеми побудовано на об'єктно-орієнтованих принципах з використанням патернів проектування для ефективної обробки великих масивів даних. Її структура включає наступні компоненти:

- рівень даних (InputData, InputDataFile) відповідає за парсинг та агрегацію таблиць, згенерованих підсистемою OpenFAST;

- обчислювальне ядро (SegmentedCycleMiner) реалізує інтерфейс розрахунку втомних пошкоджень для наперед визначеної кількості сегментів кореня лопаті, причому, через значний обсяг вхідних даних, обробка виконується у багатопотоковому режимі;
- рівень управління (SegmentedCycleMinerManager) керує запуском обчислень, а після виконання розрахунків відбувається систематизація та об'єднання даних про накопичені пошкодження для всіх секторів перерізу;
- клієнт (Client) взаємодіє виключно з рівнем управління, ініціюючи процес розрахунку та отримуючи фінальні значення прогнозованого ресурсу без заглиблення в деталі реалізації.

Висновки. Розроблено архітектуру програмного модуля, що автоматизує обчислення накопиченого втомного пошкодження кореня лопаті вітрової турбіни на основі історичних даних про швидкість вітру, а також здійснює прогнозування його залишкового ресурсу. Запропонований підхід забезпечує ефективну інтеграцію спеціалізованих інженерних пакетів OpenFAST та TurbSim у єдиний розрахунковий конвеєр.

Список літератури

1. Wang, W., Xue, Y., He, C., Zhao, Y. (2022). Review of the Typical Damage and Damage-Detection Methods of Large Wind Turbine Blades. *Energies* 2022, 15(15), 5672. <https://doi.org/10.3390/en15155672>
2. Basalkevych, O. A., Rudavskyi D. V. (2025). Model and software module for calculating fatigue damage accumulation in the wind turbine blade root. *Ukrainian Journal of Information Technologies*, 2025, 7(1), 45-51. <https://doi.org/10.23939/ujit2025.01.045>
3. Basalkevych, O. A., Rudavskyi D. V. (2025). Virtual scientific laboratory «Wind tunnel» for investigating the fatigue durability of wind turbine blade roots. *Journal of Lviv Polytechnic National University "Information Systems and Networks"*, 2025, 18(1), 26-34. <https://doi.org/10.23939/sisn2025.18.1.026> [in Ukrainian].
4. Huang, G., Wu, Q., Su, Y., Li, Y., Xie, S. (2024). A new fast four-point rainflow cycle counting algorithm by employing a new loop iteration mode for fatigue life estimation. *Engineering Computations* 2024, 41(3), 562–596. <https://doi.org/10.1108/EC-11-2023-0814>
5. Hectors, K., De Waele, W. (2021). Cumulative Damage and Life Prediction Models for High-Cycle Fatigue of Metals: A Review. *Metals* 2021, 11(2), 204. <https://doi.org/10.3390/met11020204>

АНАЛІЗ ОНЛАЙН-ВІДГУКІВ ТОВАРІВ ШВИДКОГО ОБОРТУ ДЛЯ ФОРМУВАННЯ МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ

Актуальність. Розвиток електронної комерції призводить до стрімкого зростання кількості онлайн-відгуків, які відображають реальний досвід споживачів і суттєво впливають на репутацію бренду та рішення про купівлю. Для товарів швидкого обороту (FMCG) – зокрема фенів, засобів для догляду за волоссям, електрочайників, кормів і ласощів для тварин – характерні короткий життєвий цикл, постійне оновлення асортименту та висока конкуренція. У таких умовах традиційний ручний аналіз відгуків є трудомістким і не дозволяє оперативно виявляти зміни у вподобаннях споживачів. Сучасні методи інтелектуального аналізу текстів, аспектно-орієнтований аналіз тональності (aspect-based sentiment analysis, ABSA) та великі мовні моделі (BMM, LLM) дають змогу автоматично опрацьовувати великі масиви текстів і отримувати глибші маркетингові інсайти [1–4]. Це зумовлює необхідність розроблення систем, які перетворюють онлайн-відгуки з сайту інтернет-магазину на конкретні рекомендації для маркетингової стратегії, адже значна частина конкурентної боротьби вже переноситься в онлайн-простір: покупці часто обирають товари, орієнтуючись насамперед на відгуки, а не на офіційні описи, і навіть незначне зниження середнього рейтингу окремої позиції може призвести до помітного падіння продажів [1–3].

Постановка задачі. У працях [1; 2; 7] показано, що аналіз онлайн-відгуків дозволяє виявляти чинники задоволеності клієнтів, слабкі місця продукту та особливості позиціонування бренду. Дослідження з ABSA демонструють ефективність глибинних моделей для оцінювання ставлення споживачів до окремих характеристик товарів (якість, ціна, сервіс, доставка тощо) [2; 4; 9]. Водночас більшість робіт зосереджуються на побудові індексів і візуалізацій, тоді як задачі автоматизованого формування цілісних маркетингових рекомендацій на основі результатів аналізу відгуків розглядаються обмежено. Сучасні дослідження LLM показують їх здатність виділяти емоції та потреби клієнтів як окремі маркетингові конструкції [3; 6], проте інтеграція таких моделей у практичні інструменти для FMCG-сегменту залишається недостатньо опрацьованою.

Об'єкт дослідження – процес формування маркетингових рішень для товарів швидкого обороту на основі даних онлайн-відгуків. Предмет дослідження – методи аналізу текстових відгуків (сентимент-аналіз, ABSA, тематичне моделювання, LLM) та їх використання для автоматизованого формування маркетингових рекомендацій.

Мета роботи – розробити концепцію програмної системи, яка аналізує відгуки з веб-сайту інтернет-магазину щодо фенів, засобів для волосся, електрочайників, кормів та ласощів для тварин і генерує на їх основі елементи маркетингової стратегії для відповідних товарних категорій.

Основний матеріал. Для досягнення мети пропонується побудувати багатоетапний конвеєр опрацювання даних. На першому етапі формується датасет: з веб-сторінок інтернет-магазину збираються відгуки за 12–18 місяців, для кожного запису зберігаються текст, заголовок, рейтинг, дата, ідентифікатор товару, категорія, бренд, ціновий сегмент, ключові властивості продукту. Подібна структура даних рекомендована в роботах з аналізу споживчих відгуків [1; 7; 8]. Під час попереднього опрацювання виконуються фільтрація нерелевантних записів, нормалізація тексту, визначення мови, за потреби – машинний переклад до єдиної мови аналізу.

На другому етапі реалізується модуль аспектно-орієнтованого аналізу. Аспекти товару (наприклад, «потужність», «рівень шуму» та «захист волосся» для фенів; «потужність», «рівень шуму», «можливість підтримувати температуру» для електрочайників; «запах», «склад», «реакція тварини» для кормів) виділяються з використанням поєднання лінгвістичних шаблонів,

тематичного моделювання та трансформерних моделей (BERT/mBERT, XLM-R) для маркування послідовностей [1; 2; 5]. Для кожного аспекту визначається тональність (позитивна, нейтральна, негативна) та, за можливості, емоційний стан (задоволення, роздратування, розчарування), що відповідає підходам, описаним у [3; 4; 9]. Результати агрегуються на рівні товару, бренду й категорії, формуючи карти аспектів задоволеності споживачів.

На третьому етапі використовується велика мовна модель. На вхід LLM подається структурований опис результатів аналізу: списки найчастіше згадуваних аспектів, їх середні оцінки, типові формулювання переваг і недоліків, виявлені теми та динаміка скарг у часі. На основі спеціально розроблених промптів модель генерує текстові маркетингові рекомендації, зокрема:

- пропозиції щодо вдосконалення продукту (зміна характеристик, рецептури, комплектації);
- підказки для позиціонування та опису товарів у каталозі (які переваги підкреслювати, які заперечення опрацьовувати);
- можливі напрями сегментації аудиторії (наприклад, за типом волосся чи потребами тварини).

Для оцінювання роботи системи передбачається поєднати кількісні та якісні підходи. Кількісна оцінка передбачає вимірювання точності, повноти та F1-міри для класифікації тональності й аспектів на анотованій підвибірці відгуків. Якісну оцінку планується здійснювати шляхом експертного опитування маркетологів, які аналізуватимуть корисність, конкретність і відповідність згенерованих рекомендацій фактичним даним відгуків.

Висновки. Онлайн-відгуки є важливим джерелом інформації для вдосконалення товарів швидкого обороту та коригування маркетингових стратегій. Сучасні методи text mining, аспектно-орієнтований аналіз і великі мовні моделі створюють передумови для автоматизованого перетворення неструктурованого тексту на структуровані інсайти. У роботі запропоновано концепцію системи, яка здійснює повний цикл опрацювання: від збору й попереднього опрацювання відгуків щодо фенів, засобів для волосся, електрочайників та кормів для тварин до генерації текстових рекомендацій для маркетологів. Наукова новизна полягає у поєднанні ABSA, тематичного моделювання та LLM для формування маркетингових рекомендацій саме в FMCG-сегменті. Подальші дослідження будуть спрямовані на реалізацію прототипу, формування реального датасету відгуків та експериментальну валідацію запропонованого підходу.

Список літератури

1. Liu, C., Chen, T., Pu, Q., & Jin, Y. "Text Mining for Consumers' Sentiment Tendency and Strategies for Promoting Cross-Border E-Commerce Marketing Using Consumers' Online Review Data." *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 2, 2025, p. 125. Доступ: <https://doi.org/10.3390/jtaer20020125>
2. Davoodi, L., Mezei, J., & Heikkilä, M. "Aspect-Based Sentiment Classification of User Reviews to Understand Customer Satisfaction of E-Commerce Platforms." *Electronic Commerce Research*, 2025, Article 103066. Доступ: <https://doi.org/10.1007/s10660-025-09948-4>
3. Oprea, S.-V., & Bâra, A. "Extracting Emotions from Customer Reviews Using Text Mining, Large Language Models and Fine-Tuning Strategies." *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 3, 2025, p. 221. Доступ: <https://doi.org/10.3390/jtaer20030221>
4. Águia, M., António, N., Carrasco, M. P., & Rassal, C. "Large Language Models Powered Aspect-Based Sentiment Analysis for Enhanced Customer Insights." *Tourism & Management Studies*, vol. 21, no. 1, 2025, pp. 1–19. Доступ: <https://doi.org/10.18089/tms.20250101>
5. Bansal, N., & Singla, B. "Multimodal Sentiment Analysis in Quick Commerce: LSTM Networks for Text, Image, Video Feedback in FMCG Platforms." *Digital Technologies Research and Applications*, vol. 4, no. 1, 2025, pp. 85–105. Доступ: <https://doi.org/10.54963/dtra.v4i1.979>

МЕТОДИ МАШИННОГО ЗОРУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ АВІАЦІЙНОЇ ТЕХНІКИ

Вступ. Розпізнавання авіаційної техніки за зображеннями дозволяє ідентифікувати літаки, аналізувати знімки авіабаз та аеропортів, тощо. Впровадження систем здатних розпізнавати авіацію особливо актуально в умовах бойових дій, коли потрібно швидко отримати оперативну інформацію щодо ворожого угруповання сил.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є системи машинного зору, які можуть бути використані для розпізнавання авіаційної техніки на зображеннях. Предметом дослідження є моделі сімейства YOLO та методи їх інтеграції в системи розпізнавання. Для досягнення мети поставлені наступні задачі:

- Інтеграція бази даних в систему розпізнавання;
- Інтеграція інструменту Roboflow для синхронізації даних між базою даних та датасетом;
- Інтеграція сервісів OpenAI;
- Імплементация стастичного функціоналу системи;

Основний матеріал. Через специфіку роботи було неможливо знайти підходящий датасет. У зв'язку з цим було сформовано власний датасет, який містив у собі 370 зображень літаків (Tu-95, Tu-22, Tu-160, Су-30, А-50, Су-34, Су-35, Су-25, Су-57, Міг-31, Су-24). Датасет містить зображення перерахованих літаків з різних ракурсів: із супутника, із землі, у повітрі. Анотація даних виконана за допомогою платформи Roboflow. *Roboflow* - це онлайн-платформа для роботи з комп'ютерним зором. Вона допомагає розробникам і дослідникам швидко підготувати та використати датасети для навчання моделей машинного навчання. Після анотації даних потрібно виконати розподіл даних на вибірки. За допомогою інструментів платформи дані були розділені на 3 вибірки - навчальна(70%), валідаційна(20%), тестова(10%). Поділ даних відбувався за допомогою алгоритма Random Split.

Для безпосереднього розпізнавання та класифікації об'єктів була використана модель YOLO (You Only Look Once) - сучасний алгоритм детекції, який дозволяє знаходити та класифікувати об'єкти на зображеннях. Його ключова перевага полягає в тому, що аналіз виконується за один прохід нейронної мережі, що забезпечує високу швидкість та ефективність обробки навіть великих масивів даних. Проте даний підхід має і певні недоліки - недостатня точність класифікації для невеликих об'єктів на зображеннях та необхідність великих датасетів для створення моделей високої точності.

Використовуючи бібліотку Telebot створено телеграм-бот, який буде відповідати за взаємодію між користувачем та моделлю. Також було використано бібліотеки numpy, OpenCV, Ultralytics, Pandas. Власне логіка роботи бота полягає у тому, що бот очікує від користувача медіафайл, після отримання файлу фото зберігається у відведеній папці та чекає на подальші запити користувача. Користувач може обрати 2 типа детекції - стандартна детекція, яка розпізнає всі можливі літаки та детекція за параметрами (мінімальна точність, клас літака). Після вибору типу детекції відбувається розпізнавання літаків, та користувач отримує оброблене зображення з виявленими літаками.

Для кращої масштабованості та структурованості системи було створено та інтегровано MySQL базу даних. База даних містить дві таблиці: *user_detections* відповідає за збереження усіх розпізнавань які зробили користувачі, а саме зберігає назву вхідного зображення, дату та час розпізнавання, параметри за якими відбувалось розпізнавання (за наявності таких) та оцінку користувача. Інша таблиця з назвою *roboflow_sync* відповідає за збереження дат синхронізації між внутрішньою системою та датасетом розміщеним на платформі Roboflow. Таблиця містить поля в яких зберігається дата синхронізації, параметр за якими відбувалася синхронізація (в даному випадку на основі оцінок користувачів) та кількість синхронізованих зображень.

Сама синхронізація відбувається за допомогою виклику спеціальної команди “sync” через телеграм-бот. Існує 2 варіанти виклику цієї команди:

- З параметром: вказується параметр (оцінку користувачів), за якими будуть додані усі зображення із заданою оцінкою, які з’явилися в системі після дати останньої успішної синхронізації.
- Без параметра: додає до датасета усі зображення, які з’явилися в системі після останньої синхронізації

Для того щоб синхронізувати датасет з системою нам потрібно отримати спеціальний ключ доступу, який можна знайти в налаштування профілю на платформі Roboflow.

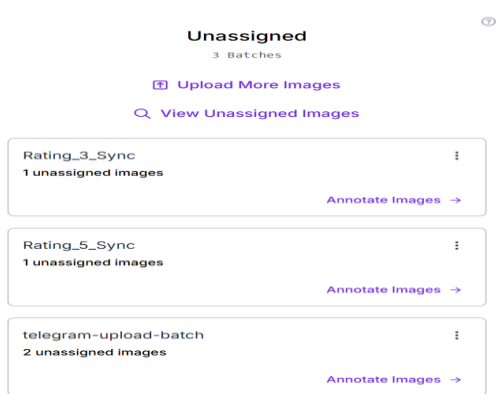


Рисунок 1. Повідомлення, які відображаються на платформі Roboflow після синхронізації

Для збільшення інформаційної цінності системи було додано інтеграцію з OpenAI. При виборі типу розпізнавання користувач отримує вибір:

- Отримати додаткові дані при інформації: якщо користувач обирає даний пункт, то у результаті він отримує не лише фото з розпізнаними одиницями авіатехніки, а також коротку інформацію про кожен тип літака. Дана інформація отримується завдяки запиту до ChatGPT в результаті виконання якого, користувач отримує короткий опис кожного з літаків. Опис може включати такі аспекти як тактико-технічні характеристики літака, перелік можливого озброєння та інші. Можливим варіантом покращення може бути можливість надати користувачу право написати власний запит перед розпізнаванням, проте даний підхід може і нашкодити, оскільки людина без відповідних навичків користувач може створити некоректний запит який, спричинить галюцинації ШІ та помилкові результати.
- Не отримувати додаткові дані: користувач отримає лише зображення з розпізнаними літаками.

Для покращення розуміння якості роботи системи був імплементований функціонал для отримання статистичних даних. Його робота полягає в наданні статистичної інформації щодо роботи системи. Отримані дані включають середню точність розпізнавання, окремо середнє значення розпізнавання за кожним класом, а також середню оцінку користувачів.

Висновки. За результатами роботи створено систему, яка забезпечує як розпізнавання авіатехніки так і функціонал, який допоможе в подальшому масштабуванні наявного датасету та підвищенні точності роботи системи.

Список використаних джерел та літератури

1. OpenCV. *Deep Neural Network (dnn) module*. [online] URL: https://docs.opencv.org/4.x/d6/d0f/group_dnn.html [Accessed 10 Nov. 2025].
2. Roboflow. *Roboflow Documentation*. URL: <https://docs.roboflow.com/> [Accessed 11 Nov. 2025].
3. TeleBot. *TeleBot Documentation*. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d6/d0f/group_dnn.html [Accessed 12 Nov. 2025].
4. Ultralytics. *Ultralytics Documentation*. URL: <https://docs.ultralytics.com/> [Accessed 14 Nov. 2025].
5. MySQL. *Ultralytics Documentation*. URL: <https://docs.ultralytics.com/> [Accessed 16 Nov. 2025].
6. Aircraft Detection by Deep Convolutional Neural Networks. [online] URL: https://www.jstage.jst.go.jp/article/ipsjiteva/7/0/7_10/_article/-char/en/ [Accessed 18 Nov. 2025].

МЕТОД І ЗАСОБИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОСТОРОВИХ КООРДИНАТ МОБІЛЬНОЇ РОБОТИЗОВАНОЇ ПЛАТФОРМИ

Вступ. Точне визначення просторових координат мобільних роботизованих платформ (МРП) є критично важливим для навігації, картографування та виконання автономних задач. У реальних умовах сенсорні дані містять значні похибки: GPS може бути нестабільним або недоступним, інерційні модулі (IMU) накопичують дрейф, а одометрія залежить від стану поверхні та ковзання коліс. Це ускладнює прогнозування координат у реальному часі та потребує застосування спеціалізованих методів обробки сигналів і моделювання руху. Класичні підходи, такі як фільтр Калмана та його модифікації, є ефективними у лінійних або квазілінійних системах, проте обмежені у складних сценаріях [1]. Статистичні часові моделі, зокрема ARIMA, використовуються для прогнозування на основі історичних даних, однак вони не відображають нелінійну динаміку руху [2]. Сучасні нейромережеві методи, включаючи LSTM та GRU, здатні навчатися на шумних та нелінійних сенсорних потоках, демонструючи високу точність у задачах прогнозування [3].

Поряд із цими підходами важливе місце займають методи геометричних перетворень, які дозволяють переводити дані з різних сенсорів у спільну систему координат та усувати неузгодженості між GPS, IMU й одометрією [4]. Такі перетворення покращують якість вхідних даних та створюють умови для точного прогнозування як за допомогою класичних моделей, так і нейромережевих архітектур. Саме поєднання сучасних моделей прогнозування та геометричних трансформацій лежить в основі підвищення точності оцінювання траєкторії МРП, що й визначає актуальність подальшого дослідження.

Постановка задачі. Мобільна роботизована платформа визначає своє положення на основі даних від кількох сенсорних систем, серед яких основними є GPS, інерційні вимірювальні модулі (IMU) та одометрія. Кожен тип сенсорів характеризується власною природою похибок: GPS може працювати нестабільно або з перебоями у середовищах зі значним екрануванням сигналу, IMU накопичує дрейф під час роботи, а одометрія залежить від стану поверхні та може давати неточності через ковзання або нерівності. Це призводить до того, що отримані дані можуть бути шумними, частково суперечливими або такими, що не дозволяють точно визначити положення платформи.

Проблема полягає у необхідності надійно прогнозувати подальші координати платформи, використовуючи попередні та поточні сенсорні вимірювання. Модель прогнозування повинна враховувати як часову послідовність даних, так і взаємодію між різними типами сенсорів, забезпечуючи стійкість оцінок у ситуаціях із високим рівнем шуму, затримками або пропусками даних. Додатковою складністю є те, що GPS, IMU та одометрія працюють у різних системах координат і з різною частотою, тому перед прогнозуванням необхідно узгоджувати ці дані, застосовуючи коректні геометричні перетворення. Приведення усіх вимірювань до єдиного координатного простору створює базу для подальшого точного визначення положення та траєкторії мобільної роботизованої платформи.

Основний матеріал. Проблема прогнозування координат мобільних роботизованих платформ традиційно вирішувалася за допомогою класичних методів оцінювання стану, серед яких найпоширенішим є фільтр Калмана та його модифікації. Ці методи базуються на побудові математичної моделі руху платформи та моделей шумів сенсорів. Стандартний фільтр Калмана ефективний у лінійних системах з гаусівськими шумами, а розширений фільтр Калмана (EKF) дозволяє працювати з нелінійними динамічними рівняннями, лінеаризуючи їх поблизу поточного стану [1]. Однак точність таких методів суттєво залежить від того, наскільки реальна поведінка платформи відповідає передбаченій моделі, а у випадках із різкими змінами траєкторії, неоднорідними шумами або частковими втратами даних їх ефективність знижується.

У низці задач застосовувалися статистичні моделі аналізу часових рядів, серед яких окреме місце посідають ARIMA та подібні підходи до прогнозування значень на основі попередніх спостережень. Такі методи є порівняно простими в реалізації та не потребують складних моделей руху, проте вони не враховують структурної складності сенсорних даних і не здатні повноцінно відобразити нелінійний характер динаміки мобільної платформи [2]. Крім того, статистичні моделі часто мають обмежені можливості адаптації до шумів, зміни умов і взаємодії кількох сенсорних потоків.

З розвитком машинного навчання значного поширення набули нейромережеві методи прогнозування координат. Архітектури LSTM і GRU виявилися здатними ефективно працювати з послідовними сенсорними потоками, моделювати довготривалі залежності та відокремлювати корисний сигнал від шуму [3]. На відміну від класичних або статистичних підходів, рекурентні нейронні мережі не потребують явно визначеної математичної моделі руху платформи, оскільки навчаються виявляти закономірності безпосередньо зі структурованих даних. Проте такі моделі вимагають достатнього обсягу тренувальних даних і можуть демонструвати нестабільність результатів у разі значних відхилень сенсорних потоків або суттєвих пропусків вимірювань.

Окремо варто відзначити методи, що ґрунтуються на геометричних перетвореннях, які відіграють важливу роль у підвищенні точності визначення положення платформи. Сенсорні системи, такі як GPS, IMU та одометрія, працюють у різних системах координат, можуть мати різну орієнтацію відносно платформи та передавати дані з неоднаковою частотою. У таких випадках без попередньої обробки дані є несумісними і не можуть бути використані безпосередньо для прогнозування. Геометричні перетворення, включаючи трансляції, повороти та масштабування, дозволяють привести ці дані до єдиної системи координат, що унеможливорює накопичення структурних помилок. Такий підхід дає змогу враховувати орієнтацію платформи, її просторове положення та напрямок руху, забезпечуючи узгодженість сенсорних вимірювань і створюючи передумови для точнішого прогнозування [4].

Застосування геометричних перетворень є важливим також у тих випадках, коли використовується нейромережева модель прогнозування. Якщо сирі сенсорні дані подаються до моделі без урахування різниці систем відліку та фізичних характеристик датчиків, мережа може сприймати їх як некоректні або випробовувати труднощі під час навчання. Узгодження GPS, IMU та одометрії через геометричні трансформації дозволяє забезпечити стабільніші та структурованіші педагогічні дані для моделі, що підвищує точність прогнозу та зменшує ймовірність помилок. Таким чином, геометричні перетворення виступають проміжним рівнем обробки між сирими сенсорними вимірюваннями та алгоритмами прогнозування, незалежно від того, чи використовуються класичні, статистичні, чи нейромережеві методи.

Комплексний підхід, що поєднує попереднє узгодження сенсорних даних із геометричними перетвореннями та сучасні моделі прогнозування, дозволяє досягти більшої точності та стійкості оцінювання координат мобільних роботизованих платформ. Геометричні операції компенсують структурні неоднорідності даних, тоді як моделі прогнозування, зокрема нейромережеві архітектури, забезпечують адаптивне врахування нелінійних залежностей і динамічних змін у русі платформи. Саме така інтеграція є ключовою у побудові ефективних систем локалізації та навігації у середовищах зі складними умовами вимірювань.

Висновки. Точне прогнозування координат мобільних роботизованих платформ є складною задачею через високу варіативність сенсорних даних та наявність різноманітних похибок. Розглянуті підходи демонструють, що класичні методи оцінювання стану забезпечують високу ефективність за умови коректно визначених моделей руху та шумів, однак втрачають точність у нелінійних або непередбачуваних сценаріях. Статистичні моделі, побудовані на аналізі часових рядів, є простими у застосуванні, проте здатні відображати лише обмежену частину динаміки руху. Нейромережеві методи, зокрема LSTM і GRU, дозволяють моделювати складні залежності та опрацьовувати шумні дані, однак потребують достатнього обсягу навчальних прикладів і чутливі до неузгодженості сенсорних потоків.

Важливу роль у підвищенні точності прогнозування відіграють геометричні перетворення, які забезпечують узгодження даних з GPS, IMU та одометрії у межах єдиної системи координат. Їх застосування усуває структурні розбіжності між різними типами сенсорів, зменшує

накопичення помилок і створює якісну основу для подальшого аналізу. Підхід, який поєднує попередню геометричну обробку з сучасними методами прогнозування, забезпечує вищу точність визначення положення мобільних платформ та підвищує стійкість роботи навігаційних систем у складних умовах. Таке поєднання відкриває перспективи для подальшої оптимізації алгоритмів локалізації та удосконалення робототехнічних систем, що працюють у реальному середовищі.

Список літератури

1. Chen, Y., Li, Y., & Tomizuka, M. Sensor Fusion and State Estimation for Autonomous Vehicles: A Review. *IEEE Access*, 2020.
2. Brossard, M., Barfoot, T., & Atanasov, N. AI-Based Localization: From Deep Learning to Hybrid Systems. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 2023.
3. Zhang, Z., & Hodgkinson, R. LSTM-Based Trajectory Prediction for Mobile Robots with Multi-Sensor Inputs. *Robotics and Autonomous Systems*, 2021.
4. Mora, R., Khoury, H., & Vargas, D. Geometric Approaches for Multi-Sensor Integration in Mobile Robot Localization. *Sensors*, 2022.

Чепига Р.В.

магістрант кафедри АСУ, НУ «Львівська Політехніка»

Науковий керівник к.т.н., доц. Батюк А.Є., кафедра АСУ НУ «Львівська Політехніка»

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА МЕНЕДЖМЕНТУ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Вступ. У сучасних умовах цифровізації фінансового сектору проблема ефективного управління кредитними ризиками набуває особливого значення. Зростання обсягів даних, швидкість ухвалення рішень і необхідність дотримання регуляторних вимог зумовлюють потребу у впровадженні інтелектуальних автоматизованих систем. Такі системи здатні аналізувати великі масиви фінансової, поведінкової та транзакційної інформації, формуючи обґрунтовані рекомендації щодо кредитоспроможності клієнтів. Поєднання методів штучного інтелекту, машинного навчання та адаптивної аналітики створює нові можливості для побудови точних і прозорих моделей оцінки ризику.

У статті представлено підхід до розроблення автоматизованої системи менеджменту кредитних ризиків на основі технологій штучного інтелекту. Розглянуто структуру, функціональні модулі та алгоритмічне забезпечення системи, що дозволяє здійснювати ідентифікацію, оцінку та прогнозування кредитних ризиків з використанням методів машинного навчання. Запропонована система поєднує аналітичну складову, модуль обробки даних і модуль пояснення результатів (Explainable AI), що забезпечує прозорість прийняття рішень і підвищує довіру до автоматизованих фінансових технологій. Наведено приклад реалізації прототипу системи з меню введення даних користувача, базою клієнтів і механізмом автоматичного формування звітів.

Постановка задачі. У сучасних умовах цифровізації фінансового сектору постає потреба у створенні інтелектуальних систем, здатних оперативно та обґрунтовано оцінювати рівень кредитного ризику позичальників [1]. Традиційні скорингові моделі, засновані на фіксованих статистичних правилах, часто виявляються недостатньо гнучкими при роботі з великими обсягами неоднорідних даних та не забезпечують необхідного рівня адаптивності до динамічних змін ринку. У зв'язку з цим актуальним є впровадження підходів на основі штучного інтелекту, здатних самостійно виявляти закономірності у фінансових, поведінкових і соціально-економічних показниках клієнтів [2].

Метою роботи є розробка моделі та програмних засобів автоматизованої системи менеджменту кредитних ризиків на основі методів машинного навчання, яка забезпечує інтеграцію з існуючими банківськими інформаційними системами та підтримує модулі збору, валідації, оцінки, навчання і пояснення результатів. Основними завданнями дослідження є побудова структури бази даних, формування ключових показників ризику, створення скорингової моделі з використанням алгоритмів машинного навчання, розробка інтерфейсу користувача та реалізація механізмів аналітичної звітності для прийняття управлінських рішень.

Основний матеріал. Розроблена система менеджменту кредитних ризиків базується на модульному принципі. Вона включає чотири ключові компоненти: модуль збору та валідації даних, модуль обчислення ризикових показників (скоринг), модуль машинного навчання та модуль звітності та пояснення результатів. Нижче подано детальний опис кожного модуля із прикладами реалізації.

Модуль 1. Збір та валідація даних. Цей модуль відповідає за імпорт і первинну перевірку вхідних даних із різних джерел - CRM-систем, банківських архівів, платіжних шлюзів. Основним завданням є виявлення пропусків, дублікатів, аномалій та приведення полів до єдиного формату. Модуль реалізує автоматизовану схему перевірки типів даних, логічної узгодженості (наприклад, дата народження < дата заявки) та контролю допустимих діапазонів. Він формує узгоджену структуру таблиць для подальшого аналізу у вигляді єдиної бази.

Модуль 2. Обчислення ризикових показників (скоринг). У цьому модулі розраховуються ключові фінансові коефіцієнти та агреговані показники, що характеризують ризиковість клієнта. До основних метрик належать коефіцієнт заборгованості (Debt-to-Income ratio), коефіцієнт використання кредитного ліміту (Credit Utilization Rate), стабільність доходу та інші агрегати. Отримані значення передаються у модуль машинного навчання як ознаки (features) для побудови скорингової моделі. Також здійснюється фільтрація неактивних або неповних записів.

Модуль 3. Машинне навчання. Цей модуль є центральним елементом системи. Його завдання - побудувати, навчити й оцінити скорингову модель, здатну прогнозувати ймовірність дефолту клієнта (PD). Модель базується на принципах ансамблевого навчання (XGBoost, LightGBM) з урахуванням балансу між точністю та пояснюваністю. Також реалізовано механізми крос-валідації, калібрування та формування локальних пояснень SHAP для кожної заявки.

У рамках реалізації використовується пайплайн, що включає попередню обробку даних (StandardScaler), розділення на навчальну/тестову вибірки, тренування моделі, оцінку якості (AUC, KS) і збереження результатів. Крім того, передбачено контроль дрейфу ознак і журналювання параметрів [3].

Модуль забезпечує можливість повторного навчання моделі на нових вибірках, контроль версій моделей, а також інтеграцію з API скорингу для використання в реальному часі. Результати оцінювання зберігаються у сховищі, а пояснення SHAP додаються до аналітичних звітів для кожного клієнта.

Модуль 4. Звітність та пояснення результатів. Завершальний модуль відповідає за формування вихідних аналітичних звітів для користувачів системи: аналітиків, менеджерів ризиків та аудиторів. Звіти містять показники скорингової оцінки, рівень ризику, графічні візуалізації (AUC-криві, гістограми розподілу) та короткі пояснення результатів моделі. Модуль також автоматично генерує підсумковий PDF-звіт для інтеграції з внутрішніми банківськими порталами.

Таким чином, усі модулі працюють у взаємозв'язку, забезпечуючи безперервний цикл збору, аналізу, моделювання та звітування. Це створює повноцінну екосистему управління кредитними ризиками на основі штучного інтелекту, що дозволяє підвищити точність оцінювання, зменшити людський фактор та забезпечити прозорість прийняття фінансових рішень [4].

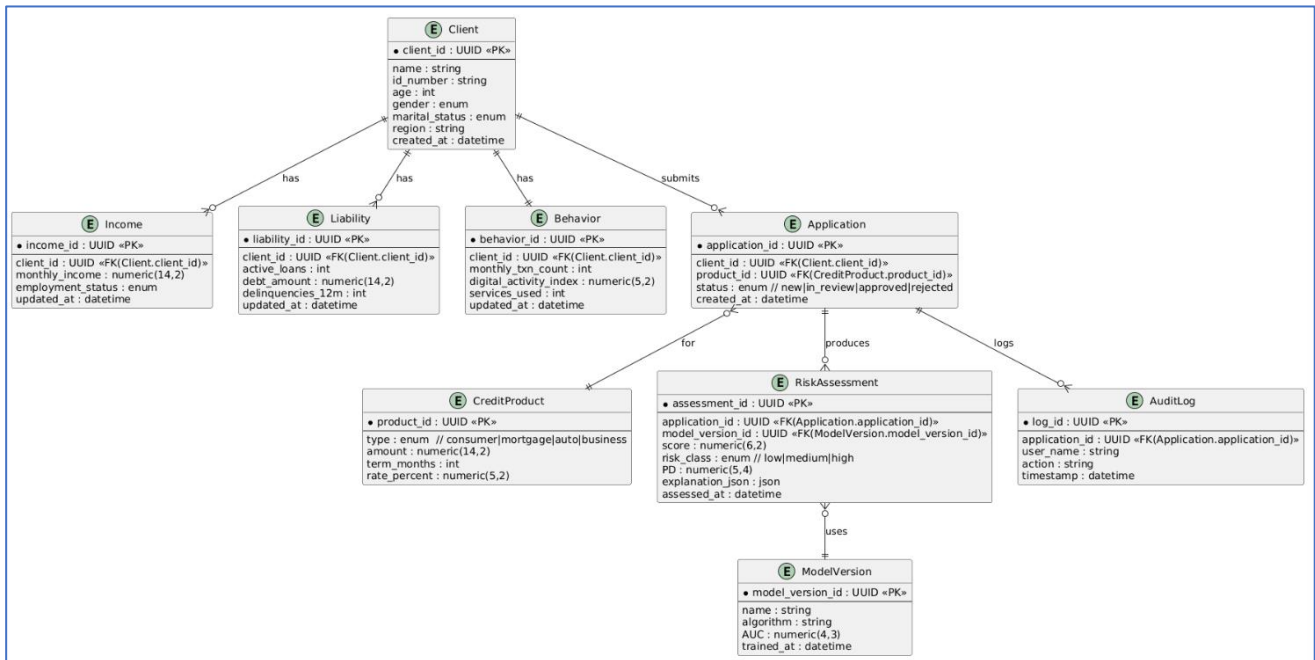


Рисунок 1 - ERD-діаграма системи менеджменту кредитних ризиків

Висновки. У роботі запропоновано концепцію та реалізацію автоматизованої системи оцінки кредитних ризиків. Використання машинного навчання дозволяє виявляти нелінійні залежності у даних, підвищуючи адаптивність скорингу. Інтеграція модуля пояснюваності забезпечує прозорість прийнятих рішень. Подальші дослідження доцільно зосередити на вдосконаленні алгоритмів XAI та впровадженні методів глибокого навчання для аналізу транзакційних даних.

Список літератури

1. Bussmann N. et al. Explainable Artificial Intelligence in Credit Risk Management. *Finance Research Letters*. 2021. Vol. 38. 101444.
2. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*. 2016. P. 785–794.
3. Lundberg S. M., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *NIPS*. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1705.07874>.
4. FinLangNet: Deep Learning Framework for Credit Risk Forecasting. *arXiv.org*. 2024. URL: <https://arxiv.org/>.

Варвянський А.О., Матіяш Ю.Р.
магістранти 2 курсу ФКІТ ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Батько Ю.М., кафедра КІ ЗУНУ

СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ТА ОПИСУ ЦИТОЛОГІЧНИХ ТА ГІСТОЛОГІЧНИХ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Вступ. У сучасній біомедицині аналіз цитологічних та гістологічних зображень є ключовим інструментом для діагностики та дослідження патологічних процесів. Зростання кількості цифрових даних у медичних лабораторіях та клініках вимагає застосування нових технологій, здатних забезпечити швидке та точне опрацювання інформації. Традиційні методи візуального аналізу, що ґрунтуються на досвіді лікаря, залишаються важливими, але вони не можуть задовольнити потреби сучасної медицини у масштабованості та стандартизації. Використання алгоритмів комп'ютерного зору, глибокого навчання та автоматизованих систем класифікації дозволяє значно підвищити точність діагностики, зменшити ризик людських

помилки та забезпечити об'єктивність результатів. Актуальність теми полягає у необхідності інтеграції інноваційних технологій у практику цитології та гістології, що сприятиме розвитку персоналізованої медицини та підвищенню якості медичних послуг [1].

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – методи та алгоритми обробки кольорових біомедичних зображень. Предмет дослідження – алгоритми кодування контурів цитологічних та гістологічних зображень. Головна мета дослідження полягає дослідженні технологій аналізу та опису цитологічних і гістологічних біомедичних зображень, які забезпечують автоматизацію процесів діагностики та дозволяють здійснювати сегментацію клітинних структур, класифікацію тканин та виявлення патологічних змін

Основний матеріал.

Цитологічні та гістологічні дослідження є основою для діагностики багатьох захворювань, включно з онкологічними патологіями. Традиційно вони виконуються шляхом мікроскопічного аналізу препаратів, що потребує високої кваліфікації лікаря. Проте сучасна медицина стикається з викликами: зростанням кількості пацієнтів, необхідністю швидкої обробки даних та потребою у стандартизації результатів. Це зумовлює інтеграцію автоматизованих технологій аналізу біомедичних зображень.

Перехід від аналогових мікроскопів до цифрових систем відкрив нові можливості. Цифрові сканери дозволяють отримувати високоякісні зображення тканин та клітин, які можуть бути збережені, передані та оброблені за допомогою комп'ютерних алгоритмів. Це створює основу для застосування методів комп'ютерного зору та машинного навчання.

Сегментація є ключовим етапом аналізу біомедичних зображень. Вона дозволяє виділити клітинні ядра, цитоплазму та інші структури. Сучасні методи базуються на глибинних нейронних мережах, зокрема архітектурах типу U-Net, які демонструють високу точність навіть у випадках складних гістологічних препаратів [2]. Сегментація забезпечує основу для подальшої класифікації та кількісного аналізу.

Після сегментації здійснюється класифікація клітин та тканин. Алгоритми машинного навчання здатні розпізнавати патологічні зміни, наприклад, атипові клітини при онкологічних захворюваннях. Використання CNN дозволяє досягати рівня точності, співставного з результатами досвідчених лікарів. Це відкриває перспективи для створення систем підтримки прийняття рішень у медичній практиці.

Використання алгоритмів контурного аналізу для опису морфологічних характеристик об'єктів на цитологічних та гістологічних зображеннях є одним із ключових напрямів сучасної біомедичної обробки даних. Цей підхід ґрунтується на математичному описі меж клітинних структур, тканинних компонентів та патологічних утворень з метою отримання кількісних параметрів, що можуть бути використані для діагностики, класифікації та прогнозування клінічних станів. Основним завданням контурного аналізу є виокремлення точних меж об'єктів, здатних відображати їхню форму, розмір, ступінь регулярності та топологічні взаємозв'язки з навколишніми тканинами. В умовах цитологічних та гістологічних досліджень це набуває особливого значення, оскільки навіть незначні морфометричні відхилення можуть бути індикаторами патологічних трансформацій.

Процес контурного аналізу традиційно включає декілька етапів, серед яких попередня фільтрація зображення, підвищення його контрастності та сегментація, спрямована на відокремлення цільових структур від фону. Математичні моделі, що лежать в основі сучасних алгоритмів сегментації, можуть включати методи детекції меж, варіаційні моделі, рівнево-лінійні підходи та градієнтні оператори, здатні реагувати на локальні зміни інтенсивності. Після отримання попередніх контурів здійснюється їхня параметризація, що передбачає опис форми за допомогою криволінійних функцій, гармонічних представлень або статистичних дескрипторів, таких як ексцентриситет, компактність, ступінь фрактальності та гладкість межі. Ці характеристики дозволяють отримувати об'єктивні морфометричні оцінки, які можуть бути використані для побудови класифікаційних моделей, зокрема у виявленні злоякісних утворень.

У цитології контурний аналіз традиційно застосовують до оцінки ядерно-цитоплазматичного співвідношення, нерівномірності контурів ядра та ступеня деформації клітинної мембрани. Виявлення атипових форм за допомогою точного опису їх меж є важливим

етапом у діагностиці онкологічних захворювань, оскільки клітини, що проходять через стадії неопластичної трансформації, часто демонструють характерні зміни у формі та текстурі ядерних структур. У гістології контурний аналіз застосовують для опису архітекtonіки тканин, виявлення порушення структурної впорядкованості, аналізу меж пухлинних масивів та оцінки взаємодії між клітинними та позаклітинними компонентами.

Окрім аналізу, важливим є формування текстового опису результатів. Сучасні системи використовують алгоритми природної мови для автоматичного генерування звітів, що містять інформацію про кількість клітин, їх морфологічні характеристики та можливі патології. Це значно скорочує час підготовки медичних висновків.

Ефективність аналізу можна описати математично. Наприклад, точність класифікації визначається як:

$$Acc = \frac{N_{\text{правильних}}}{N_{\text{загальних}}},$$

де: $N_{\text{правильних}}$ – кількість правильно класифікованих зображень;

$N_{\text{загальних}}$ загальна кількість зображень.

Цей показник є базовим для оцінки роботи алгоритмів у біомедичній практиці.

Хмарні платформи дозволяють здійснювати аналіз великих масивів даних паралельно, що забезпечує масштабованість та доступність. Це особливо важливо для великих медичних центрів, де щодня генерується значний обсяг біомедичних зображень.

Висновки. Сучасні технології аналізу та опису цитологічних і гістологічних біомедичних зображень формують нову парадигму діагностики. Вони поєднують методи комп'ютерного зору, глибинного навчання та автоматизованого опису, забезпечуючи високу точність і стандартизованість результатів. Використання хмарних платформ та генеративних моделей відкриває нові можливості для масштабування та розвитку персоналізованої медицини. Таким чином, автоматизований аналіз біомедичних зображень стає ключовим інструментом у сучасній медичній практиці, сприяючи підвищенню якості діагностики та ефективності лікування.

Список літератури

1. Березький О., Батько Ю., Мельник Г. Комп'ютерна система аналізу біомедичних зображень. *Вісник Національного університету "Львівська політехніка"*, 2024.
2. Сучасні підходи до аналізу медичних зображень із використанням глибинного навчання. *КПІ ім. Ігоря Сікорського*, 2023.
3. Варенюк І.М., Держинський М.Е. Методи цито-гістологічної діагностики. *Київський національний університет імені Тараса Шевченка*, 2021.

ЕКСПЕРТНІ СИСТЕМИ У СТРУКТУРАХ УПРАВЛІННЯ АВІАЦІЙНОЇ ЛОГІСТИКОЮ

Вступ. Проводячи аналіз поточної ситуації в управлінні авіаційною логістикою було виявлено що традиційні методи і шляхи прийняття рішень не встигають за розвитком галузі і не дають достатньо можливостей для прийняття ефективних рішень у світлі зростання обсягів даних, динамічних змін середовища та факторів ризику в авіаційній логістиці. Очевидним є те що інтеграція експертних систем, які по своїй суті дозволяють моделювати операційні знання та надавати професійну експертизу дозволяють підняти якісний рівень прийнятих рішень і знизити ризик людських помилок в критичних ситуаціях що забезпечує оперативне та гнучке планування.

Постановка задачі. Протягом останніх років у зв'язку із зростанням логістичних викликів багато науковців виявляють інтерес до інтеграції експертних систем. Зростання складності логістичних задач і необхідність підвищення автоматизації у прийнятті рішень за багатофакторних обмежень[1,2]. Традиційні моделі, які дуже часто використовуються в ізольованих середовищах більше не надають достатньої ефективності. У зв'язку з цим в сучасних умовах набув актуальності пошук нових способів інтеграції. Звідси і об'єкт дослідження – існуючі способи побудови гібридної інтеграції експертних систем у структури управління авіаційною логістикою. Предметом дослідження є існуючі експертні системи та шляхи їхньої інтеграції у прийнятті рішень у галузі авіаційної логістики, а метою дослідження є розробка концептуальних основ та методологічної моделі інтеграції експертних систем в управління авіаційною логістикою з метою підвищення адаптивності, точності та ефективності рішень в умовах зростання операційної складності.

Основний матеріал. Базуючись на принципах методологічного підходу та системного підходу а також виходячи з постановки задачі даного дослідження було виділено декілька наступних етапів побудови інтеграційної моделі даного дослідження: формалізація та вибір моделей; розробка архітектури; побудова модульної системи; формалізація логістичних сценаріїв. Головними критеріями при побудові були використанні наступні оцінки ефективності маршрутів повітряних суден: витрати на паливо; безпека з урахуванням історії та інших ризиків; екологічність(не тільки з точки зору забруднення атмосфери, а також з точки зору шумового і вібраційного впливу); час польоту; задоволеність клієнтів виходячи з основних критеріїв клієнтоорієнтованості. Побудова ефективної моделі у даному дослідженні базувалась на основі останніх знакових досліджень даної проблематики останнього часу.

У дослідження [1] автори пропонують експертну систему на основі ймовірностних дерев. Головною особливістю даної системи є оцінка технічного стану літаків і скорочення простоїв завдяки ефективному управлінню технічним обслуговуванням. В даному дослідженні автори також виділяють обмежену кількість сценаріїв відмов на яких проводилось навчання системи, що значно звужує сферу застосування її у реальних умовах де набагато вища ймовірність різнопланових несправностей, а також обмеження в масштабованості через фіксований характер бази знань.

Автори [3] досліджують можливості використання багатоагентної системи з цифровими двійниками для моделювання логістичних шляхів у реальному часі. У дослідженні доведено ефективність системи на прикладі скорочення часу реакції на зміни факторів зовнішнього впливу включаючи погодні умови середовища та перенавантаження інфраструктури. Але також підкреслюється недолік системи як відсутність шляхів оптимізації. Особливо автори висвітлюють наstabільність системи при високій невизначеності даних, таких як раптові поломки чи зміни навколишнього середовища.

Особливо цікавим виглядає дослідження [4] де автори пропонують гібридну архітектуру з холодною структурою, де автори висвітлюють використання даного підходу для управління

міською мобільністю для прийняття рішень у непередбачуваних ситуаціях з використанням LLM(моделі великих мов). Ефективність даної системи оведена на прикладі координації дронів, наземного транспорту та логістичних центрів. Автори демонструють ефективність системи на прикладі міського середовища що робить дане дослідження доволі перспективним і в той же час підкреслюють не доведену стійкість LLM для високоточних логістичних завдань що є критичним з точки зору безпеки.

Окремим пунктом варто виділити дослідження [5] в якому автори розглядають і систематизують основні проблеми і недоліки інтеграції гібридних експертних систем у авіаційну сферу. У дослідженні виділяються кілька обмежень, таких як: складність інтеграції у існуючі ERP системи, необхідність навчання персоналу та відсутність загальноприйнятої стандартизації протоколів обміну даними. В той же час автори аргументовано доводять найвищий потенціал гібридних систем для адаптації до змін навколишнього середовища т оптимізації логістичних ланцюгів. Головним недоліком автори виділяють відсутність практичного застосування, оскільки дослідження в даному напрямку проводяться відносно недавно і немає практичного застосування.

Висновки. Проведене дослідження підтвердило що інтеграція експертних систем за принципом гібридної архітектури значно покращує ключові показники в управлінні авіаційною логістикою, а саме покращує операційну ефективність, покращує точність прийняття рішень та адаптивність системи в динамічних умовах. Порівняння існуючих моделей і моделювання їхнього застосування у гібридній архітектурі показує чудову продуктивність з точки зору часу прийняття рішень, часу реакції та найвищі показники відносної ефективності. Поєднання і об'єднання адаптивних алгоритмів, логіки на основі правил, модулів штучного інтелекту з методами оптимізації та методами TORSIS/AHP модель демонструє багатокритеріальний підхід до вибору маршруту з мінімізацією палива, високими безпековими вимогами та адаптацією до змін навколишнього середовища. Також дане дослідження забезпечує строгу математичну та алгоритмічну основу для впровадження інтелектуальних авіаційних систем управління авіаційною логістикою наступного покоління та обґрунтовує перехід до масштабованих, сумісних та самонавчальних гібридних інфраструктур в цифрових авіаційних екосистемах.

Список літератури

- 1 Agarwal, D., & Sharma, A. (2024). Optimisation of logistics operations in healthcare systems using predictive data analytics. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 49(1), 82–97. <https://doi.org/10.1504/ijlsm.2024.141530>
- 2 Dominković Rosenow, D., Lee, T. T., & Li, Z. X. (2022). Next-generation air routing: Integrating AI, multi-objective optimization, and collaborative decision making for efficient and sustainable flight planning. *International Journal of Enterprise Modelling*, 16(3), 66. <https://doi.org/10.35335/emod.v16i3.66>
- 3 Nagy, S., & Tamás, P. (2024). Tracking systems in logistics. *Advanced Logistic Systems - Theory and Practice*, 18(4), 89–97. <https://doi.org/10.32971/als.2024.040>
- 4 Guo, W. (2024). Application of human factors engineering in the design of logistics systems. *Academic Journal of Science and Technology*, 12(1), 274–277. <https://doi.org/10.54097/xb21a67>
- 5 Lee, D.-B., & Park, D.-J. (2024). Development of ahp-based aviation logistics MPE company's production management job training. *Journal of Korea Port Economic Association*, 40(2), 191–204. <https://doi.org/10.38121/kpea.2024.6.40.2.191>

MODULAR ARCHITECTURE FOR METRIC-BASED BIOMEDICAL IMAGE COMPARISON

Introduction. Modern tasks of biomedical image analysis require high precision in comparing microstructures of complex shapes. Traditional software systems, such as ImageJ and Axio Vision, provide basic functions for image preprocessing and segmentation; however, they are limited in their ability to use modern methods for quantitative comparison of graphical objects. Advanced solutions in the HIAMS system integrate individual metrics, in particular the Fréchet and Hausdorff metrics, but they do not provide comprehensiveness and scalability for working with large volumes of data.

In the context of the growing role of computer vision and artificial intelligence systems, there arises a need to create tools that combine classical and modern approaches to calculating distances between images and have extended capabilities for integration with distributed data processing environments. Of particular relevance is the use of Gromov–Fréchet and Gromov–Hausdorff metrics for determining the minimal distance between images, which makes it possible to improve the accuracy of image comparison and classification. In addition, an important direction is the application of fuzzy Fréchet and Hausdorff metrics for comparing images within certain ranges [1, 2].

The Fréchet metric is a mathematical tool for measuring the similarity of curves, taking into account not only the geometric shape but also the order of points on the curve. This makes it particularly useful for analyzing trajectories and contours of biological structures. The Hausdorff metric, in turn, determines the maximum distance between two sets of points and is widely used for evaluating the quality of medical image segmentation.

Modifications of these metrics, particularly the Gromov–Fréchet and Gromov–Hausdorff metrics, allow comparing objects taking into account their internal geometric structure, which is critically important for analyzing complex biomedical images. Fuzzy variants of these metrics provide the ability to work with imprecise or noisy data, which is often encountered in medical diagnostics.

Object of the research – development of software systems for image analysis and comparison.

Subject of the research – systems for automatic comparison of graphical objects based on the Fréchet, Hausdorff, Gromov–Fréchet, Gromov–Hausdorff, and fuzzy Fréchet and Hausdorff metrics.

Purpose of the work – to develop a software module for image comparison based on the Fréchet, Hausdorff, Gromov–Fréchet, Gromov–Hausdorff, and fuzzy Fréchet and Hausdorff metrics, which will make it possible to perform image segmentation and clustering.

Problem Statement.

To achieve the stated purpose, the following main research tasks have been defined:

1. To analyze scientific works in order to determine the similarity of graphical objects.
2. To develop the architecture of the software module.
3. To develop the life cycle of the software module operation for comparing two objects based on a microservice architecture with elements of a web interface.
4. To implement the module programmatically.

Main Material.

Materials and methods. The research was conducted using modern programming technologies, the theory of algorithms, and the theory of metrics. The article employs the Java and PHP programming languages, the Vue.js framework, the Laravel framework, the OpenCV computer vision library, and the MySQL database [3].

The choice of Java for implementing the main comparison algorithms is due to its cross-platform nature, powerful object-oriented programming capabilities, and wide support for image processing libraries. PHP and Laravel are used to build the server part of the web application, which ensures efficient processing of HTTP requests and database management. The Vue.js framework was chosen to create a reactive user interface that provides fast data updates without page reloading.

The OpenCV library provides a wide range of tools for image processing, including filtering, segmentation, contour detection, and other low-level operations. MySQL is used as a relational database management system for storing calculation results, image metadata, and user information.

System Architecture. The developed software system is based on a modular approach and provides for the integration of tools for comparing geometric objects with mechanisms for interaction with remote services via RESTful API. The architecture is built on SOLID principles, which ensures high maintainability and extensibility of the system.

Main system components.

The RestClient class performs the functions of a client for the RESTful API and provides unified handling of HTTP requests. The class contains the base server address and methods for sending different types of requests (GET, POST, PUT, DELETE). The universal sendRequest method encapsulates the logic of request formation, message body transmission, and server response processing. This module is used by other components to access external resources.

The Comparator interface defines a contract for algorithms that compare geometric structures. The interface includes getDistance methods that implement the calculation of distances between individual contours (MatOfPoint) or between sets of contours. Such generalization allows the system to be extended by adding new algorithms without modifying the main code. Each implementation of the interface is responsible for a specific type of metric.

The MainComparator class is the central module of the system that manages the set of comparators. It stores a collection of objects implementing the Comparator interface and provides methods for adding new algorithms, performing comparisons, and obtaining calculation results. Additionally, the class implements methods for integration with the RESTful API and for generating API keys for authentication. Auxiliary fields of the class are used for visualization of results in the console interface.

Specialized packages implement specific variants of comparison algorithms based on different metrics (Hausdorff, Fréchet, Gromov–Fréchet, Gromov–Hausdorff, fuzzy Fréchet and Hausdorff metrics). Each of these modules inherits the Comparator interface, ensuring a unified mechanism of integration into the system. This architecture allows easy addition of new types of metrics without disrupting existing functionality.

User Web Interface

The developed web page is an interactive interface designed to demonstrate the process of comparing two images using metrics. Its structure includes several functional blocks that provide a complete cycle of user interaction with the system.

The main part of the page consists of two symmetrical blocks for uploading images. Each block contains a file input element, an image preview area, and a metadata section (file name, MIME type, and size in bytes). The input parameters for these blocks are the image files that the user selects locally. The preview is implemented using URL objects that are created dynamically when a file is uploaded.

After both images are uploaded, a comparison button becomes active, which initiates the generation of numerical values for six metrics: Fréchet, Gromov–Fréchet, Hausdorff, Gromov–Hausdorff, fuzzy Fréchet metric, and fuzzy Hausdorff metric. The output of the metrics is implemented as a list and also graphically-using a bar chart built on the Chart.js library. Graphical visualization allows the user to quickly assess the relative values of metrics and compare them with each other. The input parameters for this block are the numerical metric values obtained as a result of calculations.

The interface is built on adaptive design principles, which ensures correct display on different devices and screen sizes. The use of Vue.js allows implementing interface reactivity: data changes are automatically displayed in the corresponding components without the need to reload the page.

Database Structure

The ER diagram of the database includes four main tables – Users, Researches, Results, and Comparators (Figure 1). The presented database diagram models the structure of an information system designed for storing and processing image comparison results. It is implemented as a relational schema that includes four main entities: users (Users), comparators (Comparators), studies (Studies), and results (Results).

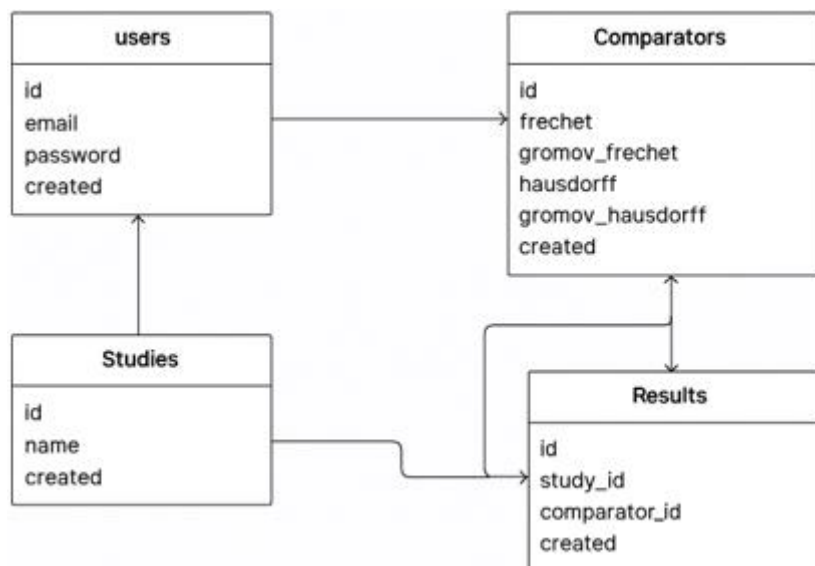


Figure 1 – ER diagram of the database

Requirements for the server part of the database: operating system Windows/Linux/macOS, database server MySQL, recommended disk space 1 GB, ability to use distributed databases.

Comparative Analysis. To evaluate the effectiveness of the developed module, a comparative analysis was carried out with well-known systems for digital image processing and analysis, including ImageJ, Axio Vision, and HIAMS.

ImageJ is open-source software for processing and analyzing scientific images, supporting a wide range of formats and providing basic tools for segmentation. However, the system does not have built-in support for the Fréchet and Hausdorff metrics, which limits its application for accurate quantitative comparison of complex geometric structures.

Axio Vision is commercial software from Zeiss, designed for working with microscopic images. The system provides effective preprocessing and segmentation, but also does not support advanced object comparison metrics.

HIAMS (Histological Image Analysis and Management System) is a more advanced system that implements support for the Fréchet and Hausdorff metrics. However, the system is limited in supporting modern modifications of these metrics and does not provide a web interface for remote access.

All of the software solutions reviewed provide basic capabilities for image preprocessing and segmentation. However, only HIAMS supports Fréchet and Hausdorff metrics, while ImageJ and Axio Vision do not.

The proposed module, unlike existing analogues, combines the use of classical metrics (Fréchet, Hausdorff) with the implementation of advanced approaches, including the Gromov–Fréchet, Gromov–Hausdorff, fuzzy Fréchet, and fuzzy Hausdorff metrics. This significantly increases the accuracy of geometric structure analysis and expands the system's capabilities for working with different types of biomedical data.

In addition, the developed module has integrated tools for interaction with remote services through REST API and provides access via a web interface, making it suitable for scalable and distributed data processing systems. The integration of the specialized RestClient enables scalable interaction with external data sources and services, expanding the applied capabilities of the developed system. The structure of the software module is shown in Figure 2.

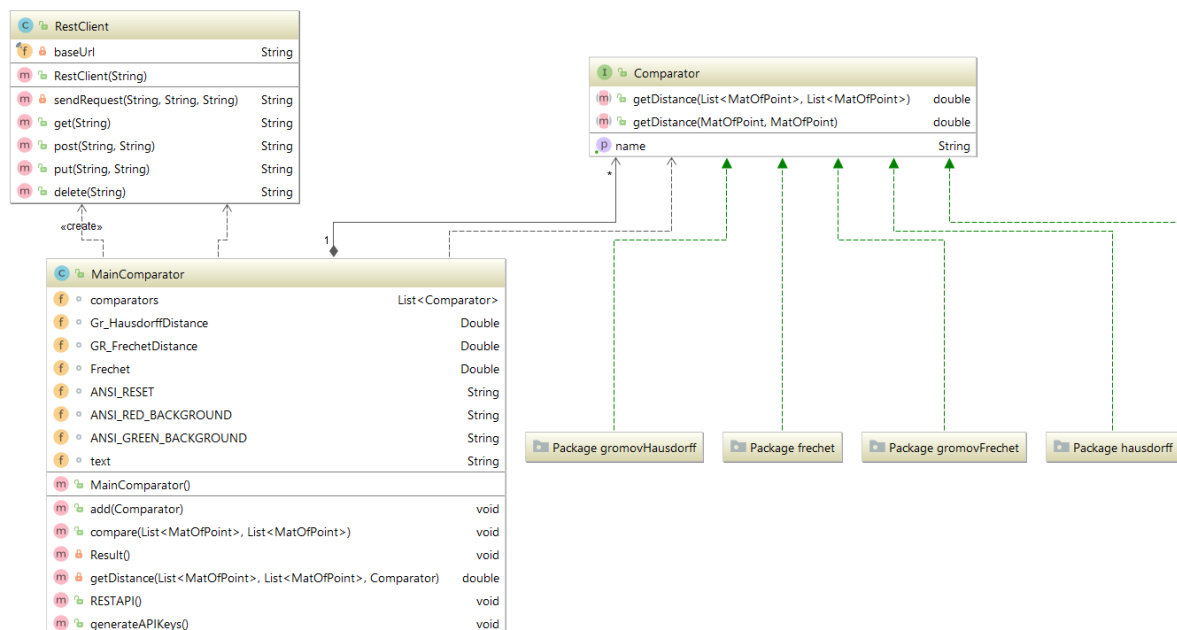


Figure 2 – Structure of the Software Module

Scientific novelty of the obtained research results lies in the further development of methods for automatic determination of image similarity through the creation of a comprehensive software system based on modern technologies employing Hausdorff and Fréchet metrics and their modifications.

Practical significance of the obtained results. The main practically significant outcomes of the study were achieved through the combination of theoretical approaches and the applied implementation of image comparison. The developed approaches and architectural solutions are aimed at improving the efficiency of software tools for automatic image comparison based on distance metrics. The developed module, which calculates distances between micro-objects in biomedical images, is a component of the software system "BRECCAD", designed for automatic diagnosis of breast cancer and its subtypes.

Conclusions

1. An architectural model of a geometric object comparison system has been developed, combining an interface-oriented approach to algorithm implementation with tools for integration with remote services via RESTful API.
2. The developed module supports the use of different metrics (Hausdorff, Fréchet, and their modifications) and ensures extensibility by allowing the addition of new comparators without modifying the core modules.
3. The developed module is a part of the "BRECCAD" software system for automatic diagnosis of breast cancer and its subtypes, which confirms its practical relevance in the biomedical domain.
4. Comparative analysis demonstrated the advantages of the developed module over existing solutions due to comprehensive support of an extended set of metrics, the availability of a web interface, and REST API for integration with distributed systems.

References

1. Berezsky O., Zarichnyi M. Metric methods in computer vision and pattern recognition. *Advances in Intelligent Systems and Computing V. CSIT 2020*. Springer, 2021. Vol. 1293. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63270-0_13
2. Bazylevych L., Berezsky O., Zarichnyi M. Fréchet fuzzy metric. *Matematychni Studii*. 2022. Vol. 57(2). P. 210–215. <https://doi.org/10.30970/ms.57.2.210-215>
3. Khan W., Kumar T., Zhang C., et al. SQL and NoSQL database software architecture performance analysis and assessments – A systematic literature review. *Big Data and Cognitive Computing*. 2023. Vol. 7(2). P. 97. <https://doi.org/10.3390/bdcc7020097>

МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ ОПТИМІЗАЦІЇ СКЛАДНИХ ТРИВИМІРНИХ СЦЕН

Вступ. Оптимізація складних тривимірних сцен є ключовим елементом сучасної комп'ютерної графіки, оскільки саме вона визначає можливість досягнення стабільної продуктивності, реалістичності зображення та ефективного використання обчислювальних ресурсів[1]. У графіці реального часу, зокрема в ігрових рушіях та VR/AR-системах, оптимізація визначає, чи буде сцена відтворюватися з інтерактивною частотою кадрів. В офлайн-рендерингу вона безпосередньо впливає на час обчислення кадру та загальну якість результату.

Сучасні сцени часто містять мільйони полігонів, складні матеріали, високоякісні текстури, великі набори освітлення та анімацій, що створює значні обчислювальні навантаження. Для розв'язання цих проблем використовуються різноманітні методи оптимізації: від відсіювання невидимої геометрії та ієрархічних структур просторового поділу - до рівнів деталізації, технік оклюзії та підходів до попереднього обчислення видимості. Їх оптимальна комбінація дозволяє досягти балансу між продуктивністю та якістю рендерингу, що є критично важливим для сучасних візуалізаційних систем[2].

Постановка задачі. **Об'єкт дослідження** – методи та алгоритми оптимізації складних тривимірних сцен у системах комп'ютерної графіки.

Предмет дослідження – практичні підходи до зменшення обчислювальної складності рендерингу сцени: відсіювання конуса огляду, ієрархічні просторові структури, відсіювання на основі оклюзії, рівні деталізації (LOD), оптимізація геометрії та інші техніки, що впливають на ефективність рендерингу[3].

Мета роботи полягає в аналізі сучасних методів оптимізації тривимірних сцен та обґрунтуванні вибору ефективних підходів для зменшення обчислювальних витрат при збереженні високої якості візуалізації. Також передбачається дослідження принципів роботи конкретних технік оптимізації, особливостей їх реалізації, взаємодії з графічним конвеєром і впливу на загальну продуктивність системи.

Основний матеріал. Оптимізація візуалізації складних тривимірних сцен є ключовим завданням сучасної комп'ютерної графіки, оскільки від неї залежить досягнення високої продуктивності рендерингу та раціональне використання апаратних ресурсів[1]. У розвинених графічних застосунках сцени можуть містити мільйони або навіть мільярди полігонів, тисячі джерел світла та матеріалів, а також текстури з високою роздільною здатністю. Така складність створює значні обчислювальні навантаження, які можуть бути пом'якшені лише за умови системного застосування оптимізаційних методів. Ці методи охоплюють різні етапи графічного конвеєра – від геометричної обробки до шейдингу та відсіювання. Вони покликані зменшити кількість об'єктів, що підлягають проробці, а також мінімізувати вартість рендерингу кожного кадру.

Одним з фундаментальних методів оптимізації є **відсіювання конуса огляду**, яке усуває з рендерингу об'єкти, що знаходяться за межами видимого об'єму камери. Для цього обчислюються перетини обмежувальних об'ємів об'єктів зі шістьма площинами фрустума. Об'єкти, які повністю розташовані поза ним, виключаються з подальшої обробки. Продуктивність цього методу значно зростає при використанні **просторових структур поділу**, таких як октодерева, BSP-дерева або kd-дерева. Ієрархічний поділ дозволяє відсіювати цілі групи об'єктів одною перевіркою, що особливо ефективно у великих статичних сценах.

Наступним важливим методом є відсіювання за оклюзією, яке визначає об'єкти, повністю перекриті іншою геометрією. Для цього застосовуються апаратні запити на оклюзію, що підраховують кількість фрагментів, які проходять тест глибини. Якщо їх кількість нульова, об'єкт прихований і може бути пропущений. Проте через затримки GPU результати таких запитів часто використовуються з попереднього кадру, що забезпечує використання тимчасової

когерентності. Значно ефективнішою технікою є ієрархічне оклюзійне відсіювання на основі Z-буфера (Hi-Z), де застосовується ієрархічний міртар-буфер глибини для швидкого визначення видимості.

Для статичних сцен важливою технікою є потенційно видима множина (PVS), яка заздалегідь визначає, які області сцени можуть бути видимими з інших областей. Це дає змогу ігнорувати значну частину сцени на етапі рендерингу, що особливо корисно у внутрішніх приміщеннях та архітектурних середовищах.

До базових методів також належить відсікання задніх поверхонь, яке усуває полігони, нормалі яких спрямовані від камери, що вдвічі зменшує кількість трикутників на етапі растеризації. Доповнює це відсіювання дрібних об'єктів, яке видаляє геометрію, що займає менше одного-двох пікселів на екрані[2].

У складних сценах значного зменшення обсягів оброблюваної геометрії дозволяють досягти системи Level of Detail (LOD). Вони використовують кілька версій одного об'єкта з різною складністю. Дискретні LOD включають заздалегідь створені моделі з різною кількістю полігонів. Типова ієрархія містить 3–5 рівнів - від детальної моделі для близьких планів до білборда або імпостора для далеких відстаней.

Генерація рівнів LOD часто виконується автоматично методами спрощення сіток. Найпоширенішим алгоритмом є Quadric Error Metric (QEM), який мінімізує деформацію геометрії за допомогою квадратичної функції помилки та послідовно виконує злиття ребер у порядку зростання цієї помилки.

Під час роботи системи LOD об'єкти перемикаються між рівнями залежно від відстані до камери. Щоб зменшити візуальні артефакти, застосовуються такі техніки:

- гістерезис (різні пороги перемикання для появи та зникнення деталізації);
- альфа-змішування між рівнями;
- геоморфінг - плавна інтерполяція геометрії, що забезпечує найвищу якість переходів.

Окремим напрямом є безперервні LOD, які змінюють деталізацію плавно, без дискретних переходів. Одним із найвідоміших підходів є прогресивні сітки Норре, де модель представляється базовою сіткою та послідовністю операцій refinement/decimation, що дозволяє гнучко керувати щільністю геометрії[3].

У складних об'єктах деталізація може змінюватися локально. LOD, залежний від виду, адаптує окремі регіони моделі, наприклад:

- ділянки ближче до камери зберігають високу точність,
- ділянки поза полем зору або на периферії зображення спрощуються.

Критеріями можуть бути помилка екранного простору, кут огляду, локальна кривизна або карти художньої важливості.

Для рельєфів використовують спеціалізовані системи:

- LOD на основі квадродерев для поділу великих площ на регіони;
- геоміппінг, який застосовує LOD до карт висот;
- кліпмапи, що зберігають концентричні зони деталізації навколо камери.

Ці методи забезпечують можливість рендерингу величезних територій у реальному часі. Імпостори замінюють складні 3D-моделі попередньо відрендереними 2D-зображеннями. Їх форми:

- статичний білборд,
- динамічний імпостор,
- рельєфний імпостор з глибиною.

Ця техніка особливо ефективна в рендерингу рослинності. У системах на кшталт SpeedTree стовбур і великі гілки моделюються як 3D-геометрія, тоді як листя та дрібні гілки - білбордами. На далекій відстані всі дерева замінюються імпосторами, що різко знижує навантаження на GPU.

Висновки. У роботі було досліджено ключові принципи аналізу та оптимізації складних тривимірних сцен, зокрема методи ієрархічної декомпозиції, багаторівневого представлення геометрії (LOD), редукції полігональності та підвищення ефективності рендерингу у реальному часі. Розглянуто сучасні алгоритми спрощення моделей, включаючи QEM, імпостори, billboard-

системи та прогресивні сітки, що дають змогу зменшувати навантаження на GPU при збереженні візуальної якості.

Список літератури

1. Liang Y., Song S. Automatic Mesh and Shader Level of Detail // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. – 2023. – Vol. 29, No. 1. – P. 1–14.
- 2 Zhang A., Chen K., Johan H., Erdt M. High-performance Adaptive Texture Streaming and Rendering of Large 3D Cities // The Visual Computer. – 2022. – Vol. 38. – P. 2375–2390.
- 3 Zhuang Y., Zhang Q., Feng Y., Zhu H., Yao Y., Li X., Cao X. Anti-Aliased Neural Implicit Surfaces with Encoding Level of Detail (LoD-NeuS) // arXiv. – 2023. – 12 p.

Заяць І.В., Звіжинський В.В.
магістранти 2 курсу ФКІТ ЗУНУ
Науковий керівник к.т.н., доцент Піцун О.Й., кафедра КІ ЗУНУ

АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ РОЗГОРТАННЯ МОДУЛІВ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ОСНОВІ ЗАСОБІВ MLOPS

Вступ. У сучасному контексті стрімкого зростання обсягів даних, складності моделей і вимог до швидкого оновлення нейронних мереж, впровадження MLOps стає критично важливим аспектом індустріалізації «штучного інтелекту». Алгоритми розгортання модулів навчання, які традиційно виконувалися вручну або з частковою автоматизацією, вже не відповідають динаміці бізнес-вимог та масштабам обчислювальних ресурсів. Завдяки MLOps можна реалізувати безперервний цикл навчання, тестування та розгортання, що значно підвищує стабільність моделей, скорочує час простою і забезпечує адаптивність до змін у даних. Крім того, автоматизація процесів допомагає зменшити ризики помилок, пов'язаних із версіонуванням моделі та середовищ, а також спрощує моніторинг продуктивності. Таким чином, глибокий аналіз алгоритмів розгортання навчальних модулів у контексті MLOps є важливим для забезпечення надійності, масштабованості та ефективності життєвого циклу нейронних мереж.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – сучасні штучні нейронні мережі. Предмет дослідження – алгоритми навчання штучних нейронних мереж. Головна мета дослідження полягає в вивченні та технологій та засобів, які надають можливість організувати процеси навчання штучних нейронних мереж різної архітектури за допомогою засобів MLOps-практик.

Основний матеріал. У межах сучасної інженерії штучного інтелекту машинне навчання представляє собою сукупність практик, інструментів й архітектур, які дозволяють узгодити розробку моделей машинного навчання з операційними та DevOps-процесами. MLOps охоплює весь життєвий цикл моделі – від підготовки даних і навчання до розгортання, моніторингу та оновлення.

Однією з ключових задач є організація безперервного навчання й безперервного розгортання моделей. У традиційних workflow моделі тренуються офлайн, після чого їх експортують, тестують, вручну пакують і розгортають. З MLOps підходом алгоритми розгортання стають частиною CI/CD конвеєру, де зміни в даних, нові версії коду або гіперпараметрів автоматично тригерять новий цикл навчання, верифікації та деплою.

В роботі [1] детально описує архітектуру, яка дозволяє автоматизувати тренування й розгортання моделей через інтеграцію систем і машинного навчання, з використанням версіонування середовищ, контейнеризації й CI/CD. Вони підкреслюють важливість прозорості процесу при якій система зберігає історію версій моделі, середовищ та даних, що забезпечує відтворюваність та контроль. Окрім того, активне відстеження продуктивності моделі після розгортання і зворотне з'єднання, яке подає нові дані чи інші сигнали для повторного тренування.

Ще один суттєвий аспект – CI/CD для машинного навчання. В цьому напрямку розглядають особливості pipeline, які відрізняються від традиційних програмних систем: у них враховується необхідність тестування моделі, перевірки якості даних, узгодження середовищ та динамічного оновлення. Аналізують push- та pull-підходи для розгортання моделей, показуючи, як інженери можуть автоматизувати деплой через репозиторії, керуючи версіями та залежностями у репозиторіях коду, контейнерах та середовищах виконання [2].

У системах, які підтримують хмарне розгортання, пропонується використовувати фреймворк, автоматизований за допомогою MLOps, який інтегрує оптимізацію гіперпараметрів, CI/CD та масштабування моделі в хмарному середовищі. Це демонструє, що алгоритми розгортання не обмежуються просто запуском endpoint'ів, а включають автоматичне перенавчання, тюнінг і адаптивне масштабування.

Для узагальнення ролей розгортання модулів навчання можна розглянути математичне формулювання циклу retraining-deployment. Нехай M_t – модель в часі t , D_t – розподіл вхідних даних у той же час. Тоді процес оновлення можна приблизно моделювати як:

$$M_{\{t+1\}} = \text{Deploy}(\text{Train}(M_t, D_t))$$

де функція *Train* означає етап тренування з новими даними або зміненими гіперпараметрами, а *Deploy* – автоматичне розгортання нової версії через CI/CD pipeline. Ця рекурсія відображає безперервний цикл навчання та деплою, властивий MLOps-середовищам.

Сучасні платформи, що забезпечують практичну реалізацію алгоритмів MLOps, формують комплексну інфраструктуру для автоматизованого навчання, розгортання та моніторингу моделей. Kubeflow Pipelines функціонує як оркестратор складних робочих процесів і надає можливість формалізувати етапи підготовки даних, тренування, валідації та деплою у вигляді відтворюваних конвеєрів. Завдяки глибокій інтеграції з Kubernetes ця система забезпечує гнучке масштабування, розподілені обчислення та керування ресурсами на рівні контейнерів, що особливо важливо у великих проєктах із високою інтенсивністю експериментів.

MLflow організовує процеси експериментування та версіонування моделей, надаючи централізовані засоби для збереження параметрів тренування, артефактів, метрик і середовищ виконання. Його компонент Model Registry забезпечує контроль життєвого циклу моделі, включно із переведенням між станами «чернетка», «перевірка» та «продакшн», що спрощує інтеграцію у корпоративні конвеєри CI/CD. Завдяки універсальності форматів і модулів MLflow може працювати з різними фреймворками глибинного навчання, забезпечуючи уніфікований підхід до деплою на локальні сервери, хмарні сервіси та edge-пристрої.

GitHub Actions відіграє ключову роль як інструмент автоматизації, що дозволяє ініціювати повний цикл MLOps у відповідь на зміни в репозиторії. Його можливості охоплюють автоматичне тестування коду, запуск робочих процесів навчання, збирання контейнерів, публікацію артефактів та ініціювання розгортання. Завдяки гнучкості YAML-конфігурацій GitHub Actions може слугувати центральним механізмом CI/CD, який координує інші інструменти, включно з MLflow, Kubeflow чи сторонніми системами управління моделями.

TensorFlow Serving виконує функцію високопродуктивного серверного оточення для інференсу моделей глибинного навчання. Його архітектура передбачає можливість гарячої заміни моделей без зупинки сервісу, що дозволяє впроваджувати нові версії з мінімальною затримкою. Крім того, TensorFlow Serving оптимізує виконання моделей на апаратному рівні, використовуючи графові оптимізації та апаратні прискорювачі, завдяки чому забезпечує ефективність при обробці великих навантажень у реальному часі.

Таким чином, аналіз алгоритмів розгортання модулів навчання у контексті MLOps показує, що автоматизація, повторюваність, контроль версій і моніторинг – ключові компоненти успішного життєвого циклу нейронних мереж. Проте повна реалізація потенціалу MLOps потребує подолання бар'єрів, пов'язаних із стандартами, безпекою та ресурсними обмеженнями.

Висновки. Проведений аналіз демонструє, що алгоритми розгортання модулів навчання нейронних мереж, адаптовані до MLOps-практик, значно підвищують автоматизацію, надійність та гнучкість ML-рішень. Інтеграція безперервного тренування, версіонування моделей, CI/CD-

конвеєрів і моніторингу дозволяє реалізувати цикл “навчання – тестування – деплой – повторення” з мінімальним ручним втручанням. Водночас існують суттєві виклики, такі як стандартизація даних і моделей, безпека, управління витратами та відкат. Для подальшого розвитку цієї галузі необхідні подальші дослідження в напрямі архітектурних шаблонів, метрик ефективності та універсальних підходів до monitoringu і retraining.

Список літератури

1. Liang, P., Song, B., Zhan, X., Chen, Z., & Yuan, J. Automating the Training and Deployment of Models in MLOps by Integrating Systems with Machine Learning. *Applied and Computational Engineering*, 76, 2022 1-7.
2. Katreddy, S. S. Robust MLOps Frameworks for Automating the AI/ML Lifecycle in Cloud Environments. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 10(3), 2022.
3. Woźniak, A. P., Milczarek, M., & Woźniak, J. MLOps Components, Tools, Process and Metrics. *A Systematic Literature Review*. IEEE Access. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3534990.

Івасів С. С.

здобувач (аспірант) 2 курсу, Національний університет “Львівська політехніка”
Науковий керівник д.т.н., професор Теслюк В. М., кафедра АСУ
Національний університет “Львівська політехніка”

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ОДЯГУ ТА ЇХ КОЛЬОРІВ НА КОРИСТУВАЦЬКОМУ ЗОБРАЖЕННІ

Вступ. Сучасні дослідження у сфері комп’ютерного зору демонструють значний прогрес у задачах об’єктного визначення та класифікації, зокрема завдяки розвитку згорткових нейронних мереж та моделей визначення об’єктів у реальному середовищі. Незважаючи на це, проблема автоматичного аналізу зображень одягу – з урахуванням форми, масштабу, перекриття об’єктів та кольорової варіативності – залишається актуальною.

Особливо недослідженим є питання визначення домінантного кольору та пошуку найближчого кольору з назвою, що є важливим для рекомендаційних сервісів, онлайн-шопінгу та задач стилізації. Саме тому створення комплексної системи, яка включає визначення елементів одягу, визначення кольору та його інтерпретацію у текстовому вигляді, є своєчасним та практично цінним.

Постановка задачі. Об’єкт дослідження – процес приймання та обробки зображення з використанням ШНМ.

Предмет дослідження – моделі нейронних мереж для визначення елементів одягу та алгоритми визначення кольорів.

Мета роботи – створення комплексної системи розпізнавання елементів одягу та їхніх кольорів на користувацьких зображеннях.

Основні завдання:

- виконати огляд актуальних методів визначення та класифікації;
- обрати архітектуру для визначення елементів одягу;
- впровадити алгоритм визначення домінантного кольору;
- реалізувати пошук найближчого кольору за назвою;
- об’єднати все у єдиний цикл обробки.

Основний матеріал.

1. Визначення елементів одягу. Для розпізнавання елементів одягу використано модель InceptionV2 у поєднанні з технологією Feature Pyramid Network (FPN) [1], що забезпечує якісне виявлення об’єктів різних розмірів та масштабу.

Модель працює через платформу Clarifai [2], яка реалізує детектор одягу “apparel-detection”. Зображення передаються у вигляді байтового потоку (BASE64), після чого повертається набір координат та назви елементів із показником точності.

У системі виділено три категорії одягу:

- верхній одяг,
- штани,
- взуття.

Після визначення кожен елемент вирізається з вхідного зображення для подальшої обробки.

2. Визначення домінантного кольору. Для визначення домінантного кольору застосовано алгоритм “median cut”, реалізований у бібліотеці ColorThief (портована версія для Java) [3, 4]. Алгоритм здійснює багаторівневий розподіл простору RGB та вибір найбільш репрезентативного кольору групи пікселів. Такий підхід продемонстрував стабільні результати для одягу з однорідними або переважними кольорами.

Проблемними випадками залишаються:

- шумні текстури,
- неоднорідне освітлення,
- напівпрозорі та блискучі матеріали.

3. Пошук найближчого кольору з назвою. Домінантний колір представлений у форматі RGB. Однак для інтерфейсів користувача бажано мати словесну назву кольору.

Для цього реалізовано алгоритм порівняння домінантного кольору з 140 еталонними кольорами RGB [5], кожен з яких має назву. Порівняння здійснюється за формулою евклідової відстані у просторі RGB.

Кольорова мітка з мінімальною відстанню вважається найближчою.

На практиці система демонструє високу точність для стандартних кольорів та зниження точності (до 60%) у випадку змішаних або “нестандартних” тонів, що підтверджує обмеження RGB-порівняння в реальних умовах освітлення.

4. Повний цикл обробки зображення.

Повний цикл включає:

- отримання та декодування зображення;
- передачу зображення до API Clarifai та отримання розпізнаних елементів;
- вирізання кожного елемента;
- обчислення домінантного кольору;
- пошук найближчого кольору з назвою;
- формування результатів для користувача.

На рисунку 1 наведено приклад відпрацювання системи.

Висновки. У роботі створено та апробовано комплексну систему автоматичного визначення елементів одягу та їхніх кольорів. Наукова новизна полягає у поєднанні технологій нейронних мереж для визначення з алгоритмічними методами визначення кольору в єдиному циклі обробки.

Практичне значення системи полягає у можливості:

- швидко отримувати назви кольорів із зображень для пошуку товарів;
- використовувати систему як інструмент для підготовки даних (“data labeling”);
- інтегрувати її в рекомендаційні сервіси або мобільні застосунки.

Перспективи подальших досліджень:

- підвищення точності визначення кольорів за допомогою просторів LAB/HSV;
- розширення набору класів одягу;
- створення власної навчальної вибірки для підвищення надійності детектора;
- адаптація системи для відеопотоків у реальному часі.

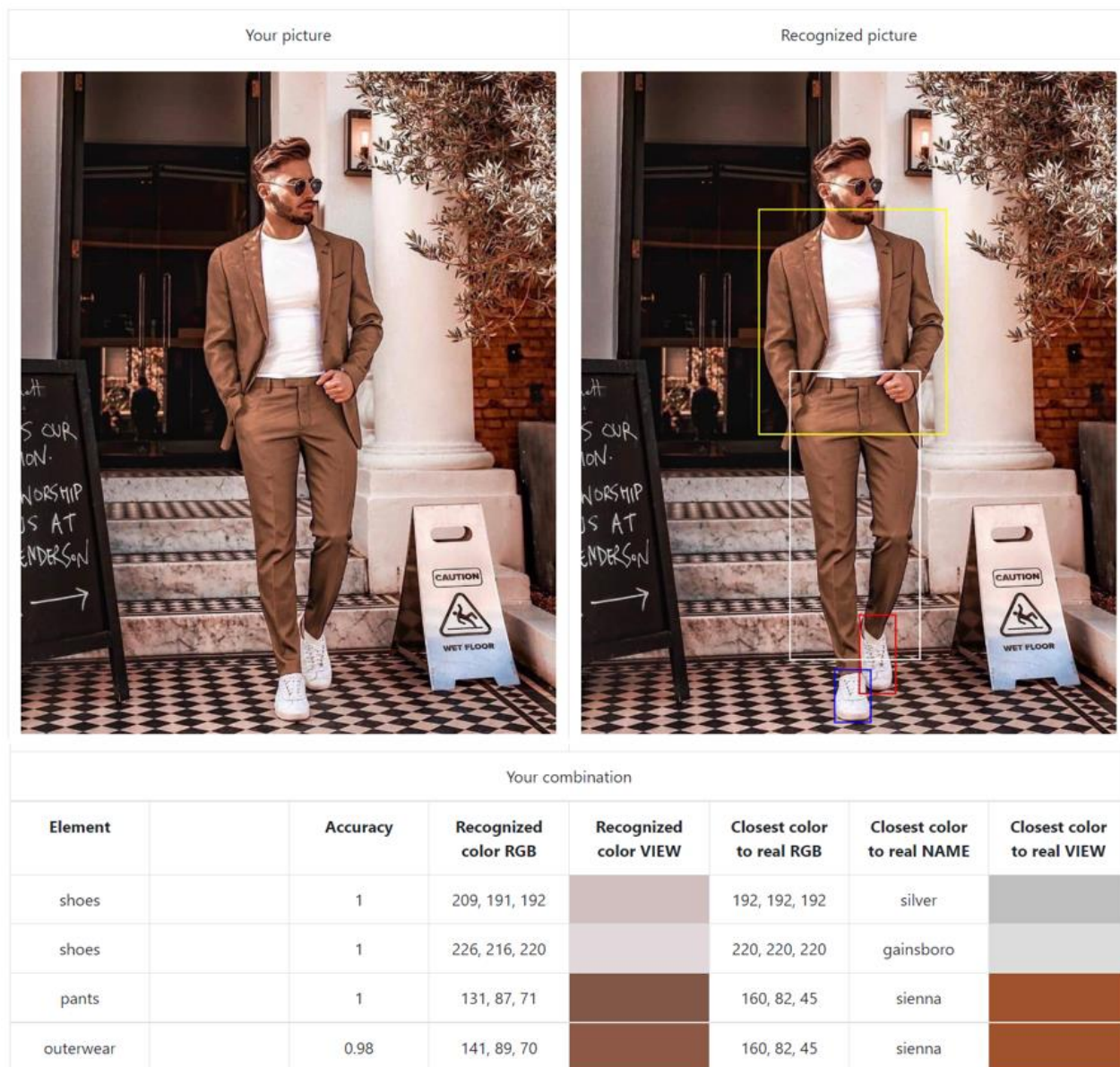


Рисунок 1 – Результат розпізнавання елементів одягу та їх кольорів

Список літератури

1. Hui, J. (2018). Understanding Feature Pyramid Networks for Object Detection (FPN). Retrieved from <https://jonathan-hui.medium.com/understanding-feature-pyramid-networks-for-object-detection-fpn-45b227b9106c>.
2. Clarifai documentation. (2013). Retrieved from <https://docs.clarifai.com/api-guide/api-overview>.
3. Dhakar, L. (2011). Color Thief. Retrieved from <https://lokeshdhakar.com/projects/color-thief>.
4. Woltmann, S. (2014). Color Thief by Lokesh Dhakar – A Fast Java Implementation. Retrieved from <https://github.com/SvenWoltmann/color-thief-java>.
5. RapidTables(dot)com. RGB Color Codes Chart. Retrieved from https://www.rapidtables.com/web/color/RGB_Color.html.

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ЗБОРУ Й ОБРОБКИ ДАНИХ ДЛЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ СМАРТ-ПІДПРИЄМСТВ

Вступ. Зростання вартості енергоресурсів, посилення екологічних вимог та конкуренція на промислових ринках зумовлюють підвищену увагу до енергоменеджменту. Оновлена редакція стандарту BS EN ISO 50001:2018+A1:2024 закріплює підхід до систематичного підвищення енергоефективності на основі моніторингу, вимірювання та постійного вдосконалення енергетичних показників [1].

Сучасні дослідження демонструють, що застосування технологій Інтернету речей (IoT) та штучного інтелекту для енергоменеджменту в будівлях дозволяє зменшувати споживання енергії та викиди CO₂, а також скорочувати експлуатаційні витрати за рахунок точного моніторингу, прогнозування та оптимізації режимів роботи систем [3], [4].

У промисловому секторі впровадження ПоТ-рішень з використанням edge-обробки даних на рівні цеху дає можливість у режимі реального часу контролювати споживання енергії обладнання, формувати додаткові аналітичні показники та підвищувати надійність вимірювань [2], [5].

Водночас на більшості підприємств системи обліку залишаються фрагментарними, дані - розрізненими й недостатньо якісними, а зв'язок між технічними вимірюваннями та організаційно-економічним механізмом енергозбереження є слабким. Це обумовлює актуальність розробки методів і засобів збору та обробки енергетичних даних, адаптованих до умов смарт-підприємств.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження процесу збору, збереження, опрацювання даних енергоспоживання та підтримки прийняття управлінських рішень на смарт-підприємствах. Предметом дослідження є методи, алгоритми та засоби збору, збереження, опрацювання та підтримки управлінських рішень у процесі управління енергоефективністю смарт-підприємства.

Мета роботи полягає у формуванні концепції та вимог до інтегрованої ПоТ-орієнтованої системи збору та обробки енергетичних даних, яка забезпечує побудову базових моделей споживання енергії, виявлення аномалій і перевитрат, розрахунок ключових показників ефективності та підтримку прийняття управлінських рішень щодо підвищення енергоефективності смарт-підприємства.

Для досягнення мети необхідно:

- проаналізувати предметну область енергомоніторингу та сучасні підходи до побудови сенсорних мереж, edge-рішень і платформ обробки часових рядів для промислових та будівельних об'єктів [2–5];
- визначити вимоги заінтересованих сторін (керівництва, енергетичної служби, технологів, економістів, ІТ-персоналу) до функціональності системи;
- сформулювати технічні, функціональні, нефункціональні та інформаційні вимоги до програмно-апаратного комплексу;
- окреслити базову аналітичну модель енергоспоживання та принципи виявлення аномалій на основі відхилень від базового (baseline) рівня.

Основний матеріал. Сучасні роботи, присвячені IoT та ПоТ у сфері енергоменеджменту, підтверджують ефективність переходу до безперервного моніторингу і аналітики. Зокрема, у дослідженні Industrial IoT-Based Energy Monitoring System запропоновано edge-орієнтовану архітектуру, де телеметрія з лічильників і сенсорів надходить до граничних пристроїв, що розташовані безпосередньо на фабричному майданчику [2]. У роботі використовуються промислові інтерфейси (наприклад, послідовні шини та польові шини типу Modbus), а також IP-мережа для передачі даних на вищі рівні. Edge-пристрої виконують попередню обробку: агрегування показників, обчислення додаткових аналітичних параметрів (наприклад, миттєвої

потужності, енергії за зміну), збереження даних у локальній базі та надання доступу до них через веб-інтерфейс. Це дозволяє зменшити навантаження на мережу, підвищити відмовостійкість та забезпечити базову аналітику безпосередньо на рівні цеху.

У проєкті реалізовано IoT-базовану систему субобліку для підприємства, де встановлюються «розумні» лічильники й підлічильники на критичному технологічному обладнанні [5]. Передавання даних організовано через промислову мережу та легкі протоколи обміну повідомленнями, зокрема MQTT, що дозволяє будувати гнучкі схеми публікації-підписки між вузлами. На рівні платформи застосовуються сервіси зберігання часових рядів, алгоритми розрахунку навантаження по зонах та робочих центрах, а також дашборди для візуалізації профілів споживання в реальному часі.

Окрему увагу приділено опису ключових технологій, що використовуються в системах збору та обробки енергетичних даних. На сенсорному рівні застосовуються недорогі лічильники та датчики з цифровими інтерфейсами й підтримкою як дротових (Modbus/RS-485), так і бездротових протоколів (Bluetooth Low Energy, ZigBee, 6LoWPAN). BLE та ZigBee забезпечують низьке енергоспоживання пристроїв, достатню пропускну здатність для телеметрії та простоту побудови локальних мереж у межах цеху; 6LoWPAN дозволяє інтегрувати малопотужні сенсорні вузли безпосередньо в IP-мережі. Для розподілених об'єктів та великої дальності можуть використовуватися LoRaWAN або стільникові технології NB-IoT/LTE-M, що дають можливість організувати субоблік і моніторинг на віддалених майданчиках з мінімальною інфраструктурою. Переваги цих технологій – низька вартість розгортання, масштабованість, гнучкість торології та можливість післяустановочного дообладнання існуючих систем вимірювання. На рівні шлюзів (edge) реалізуються функції попередньої обробки: фільтрація шумів, перевірка діапазонів, агрегування, буферизація та шифрування трафіку. На рівні платформи використовуються сховища часових рядів (TSDB) і сервіси потокової обробки, що забезпечують аналіз високочастотних вимірювань, побудову baseline-моделей, виявлення аномалій та формування KPI для енергоменеджменту.

З урахуванням вимог BS EN ISO 50001:2018+A1:2024 сформовано структурований перелік вимог до майбутньої системи [1]. До технічних належать підтримка різномірних сенсорів і лічильників (як дротових, так і бездротових), використання бездротових протоколів ближньої дії (наприклад, BLE, ZigBee) та IP-сумісних каналів (Ethernet, Wi-Fi, 6LoWPAN), застосування edge-шлюзів для фільтрації, буферизації й локальної обробки даних, а також використання баз даних часових рядів (TSDB) у поєднанні з реляційними довідниками. Функціональні вимоги охоплюють збір, валідацію і агрегацію даних, baseline-аналіз, виявлення аномалій, розрахунок KPI, побудову дашбордів, систему сповіщень, формування звітів і експорт даних для різних рівнів управління. Нефункціональні вимоги визначають очікувані рівні надійності, масштабованості, продуктивності, зручності користування та інформаційної безпеки, включно із шифруванням каналів і механізмами рольового доступу. Окремо сформульовано вимоги до якості даних: повнота, достовірність, синхронізація часу, єдині одиниці вимірювання, політика зберігання історії та резервного копіювання.

У контексті організаційно-економічного механізму енергозбереження запропонована система розглядається як інструмент підтримки повного циклу управління: від енергетичного обстеження через вибір та ранжування заходів до контролю їх реалізації та оцінки досягнутого ефекту за даними телеметрії та baseline-моделі, при цьому використовувані технології (сенсорні мережі, edge-обробка, потокова аналітика) забезпечують необхідну глибину і швидкість зворотного зв'язку для прийняття рішень.

Висновки. У роботі сформовано концептуальну основу створення системи збору та обробки енергетичних даних для смарт-підприємств, що інтегрує сенсорні мережі, edge-обробку, потокову аналітику та організаційно-економічний механізм енергозбереження. Наукова новизна полягає в поєднанні базової моделі енергоспоживання, побудованої на основі телеметричних часових рядів, із системою вимог до програмно-апаратного комплексу, орієнтованого на забезпечення повноти, достовірності та практичної корисності даних для управлінських рішень. Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що запропоновані підходи узгоджуються з сучасними міжнародними стандартами енергоменеджменту [1] та

підтверджуються актуальними дослідженнями IoT/IIoT-рішень у будівлях і промисловості [2–5], що дозволяє використовувати їх як методичну базу для розроблення конкретних систем енергомоніторингу на підприємствах.

Список літератури

5. BS EN ISO 50001:2018+A1:2024. Energy management systems. Requirements with guidance for use. London: British Standards Institution, 2024.
6. Mirani A.A., et al. Industrial IoT-Based Energy Monitoring System: Using Data Processing at Edge. IoT, 2024, 5(4), 608–633.
7. Poyyamozi M., et al. IoT-A Promising Solution to Energy Management in Smart Buildings: A Systematic Review, Applications, Barriers, and Future Scope. Buildings, 2024, 14(11), 3446.
8. Rojek I. Internet of Things Applications for Energy Management in Buildings Using Artificial Intelligence-A Case Study. Energies, 2025, 18(7), 1706.
9. Khasawneh H.J., et al. Industrial IoT-based submetering solution for real-time energy monitoring. Discover Internet of Things, 2025.

Воротній В.А., Андрухів Б.І.
магістранти 2 курсу ФКІТ ЗУНУ
Науковий керівник к.т.н., доцент Батько Ю.М., кафедра КІ ЗУНУ

СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ СТВОРЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ

Вступ. У сучасних умовах розробки програмного забезпечення тестування стає критично важливим етапом життєвого циклу продукту. Зростання складності програмних систем, інтеграція штучного інтелекту та хмарних технологій, а також вимоги до високої швидкості випуску нових версій зумовлюють потребу у створенні автоматизованих систем тестування. Традиційні методи ручної перевірки вже не здатні забезпечити необхідний рівень якості та масштабованості. Автоматизація дозволяє значно скоротити час тестування, зменшити людський фактор та підвищити точність результатів. Вона також забезпечує можливість безперервної інтеграції та доставки програмних продуктів, що відповідає сучасним підходам DevOps та CI/CD. Таким чином, актуальність дослідження полягає у пошуку та впровадженні технологій, які дозволяють створювати гнучкі, масштабовані та інтелектуальні системи автоматизованого тестування, здатні відповідати викликам сучасної індустрії програмного забезпечення [1].

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – технології розробки програмного забезпечення. Предмет дослідження – алгоритми автоматизованого тестування програмного забезпечення. Головна мета дослідження полягає в вивченні сучасних технологій, що забезпечують ефективне створення автоматизованих систем тестування програмних засобів. При цьому дослідити архітектурні підходи, інструменти та методи, які дозволяють інтегрувати тестування у процес розробки без втрати продуктивності.

Основний матеріал. Автоматизоване тестування програмного забезпечення стало невід'ємною частиною сучасної індустрії. Його мета полягає у забезпеченні стабільності, надійності та безпеки програмних продуктів. У той час як ручне тестування залишається корисним для специфічних випадків, саме автоматизація дозволяє масштабувати процеси та інтегрувати їх у цикли безперервної розробки.

Сучасні системи автоматизованого тестування будуються на модульних архітектурах, що дозволяють легко інтегрувати нові інструменти та методи. Важливим є використання мікросервісного підходу, який забезпечує незалежність компонентів та їхню гнучку взаємодію. Це дозволяє створювати системи, здатні швидко адаптуватися до змін у програмному продукті.

Штучний інтелект відкриває нові горизонти у тестуванні. Алгоритми машинного навчання здатні аналізувати історичні дані про помилки, прогнозувати ймовірність їх виникнення та автоматично формувати тестові сценарії. Це значно знижує навантаження на команду тестувальників і підвищує ефективність процесу. Нейронні мережі використовуються для аналізу складних залежностей між поведінкою системи та зовнішніми факторами, що дозволяє виявляти приховані дефекти.

Хмарні платформи забезпечують масштабованість та доступність автоматизованих систем тестування. Вони дозволяють запускати тести паралельно на різних конфігураціях, що скорочує час перевірки та забезпечує ширше покриття. Використання контейнеризації (Docker, Kubernetes) робить процеси більш гнучкими та керованими.

Автоматизоване тестування є ключовим елементом у концепціях CI/CD. Воно дозволяє інтегрувати перевірку якості на кожному етапі розробки, забезпечуючи швидке виявлення помилок. DevOps-підхід формує культуру співпраці між розробниками та тестувальниками, де автоматизація виступає основним інструментом для досягнення високої продуктивності.

Процес автоматизованого тестування можна описати математично. Наприклад, функцію ефективності тестування можна подати як відношення кількості виявлених дефектів при ручному та автоматизованому тестуванні:

$$E = \frac{N_{\text{виявлених}}}{N_{\text{загальних}}} \cdot \frac{T_{\text{ручне}}}{T_{\text{авто}}}$$

де: $N_{\text{виявлених}}$ – кількість виявлених дефектів;
 $N_{\text{загальних}}$ – загальна кількість дефектів;
 $T_{\text{ручне}}$ – час, витрачений на ручне тестування;
 $T_{\text{авто}}$ – час, витрачений на автоматизоване тестування.

Ця формула демонструє співвідношення між якістю та швидкістю тестування, що є ключовим показником ефективності системи.

Серед сучасних інструментів автоматизації тестування особливе місце займає Selenium, який протягом тривалого часу зберігає статус промислового стандарту для веб-тестування. Його популярність зумовлена універсальністю, оскільки він підтримує широкий спектр мов програмування та браузерів, а також дозволяє відтворювати поведінку користувача з високим рівнем точності. Завдяки архітектурі WebDriver Selenium забезпечує пряме керування браузером, що дає змогу моделювати складні сценарії взаємодії та проводити масштабні тестові кампанії в розподілених середовищах. Такі системи аналізують структуру інтерфейсу, поведінкові патерни користувачів та історію попередніх дефектів, щоб формувати тести, здатні охопити найуразливіші частини застосунку. Це сприяє зменшенню ручної праці, підвищенню покриття та адаптивності тестових наборів у динамічних інтерфейсах [2].

На відміну від Selenium, інструменти нового покоління, такі як Cypress, Playwright та TestCafe, роблять акцент на швидкодії, стабільності та зручності інтеграції у CI/CD-конвеєри. Виконання тестів у середовищі, максимально наближеному до реального браузера, разом із відсутністю необхідності у зовнішніх драйверах дозволяє цим системам мінімізувати нестабільність, характерну для класичних рішень. Cypress, зокрема, працює всередині браузера, що забезпечує повний доступ до подій, мережевих запитів та стану застосунку. Playwright вирізняється можливістю одночасного тестування в кількох браузерах та високою надійністю завдяки автоматичному очікуванню подій інтерфейсу. TestCafe пропонує спрощену архітектуру, що позбавляє потреби у налаштуванні додаткових компонентів та полегшує масштабування тестів у хмарних середовищах [3].

У контексті мобільного тестування ключовими інструментами залишаються Appium та Espresso, кожен із яких орієнтований на власну екосистему та специфіку роботи із застосунками. Appium забезпечує кросплатформність, оскільки базується на концепції WebDriver і дозволяє тестувати як Android-, так і iOS-додатки, застосовуючи однаковий підхід до генерації сценаріїв.

Висновки. Сучасні технології створення автоматизованих систем тестування програмних засобів формують нову парадигму забезпечення якості. Вони поєднують штучний інтелект, хмарні платформи та DevOps-підходи, забезпечуючи масштабованість, швидкість та точність перевірки. Автоматизація стає не лише інструментом, а й стратегічним напрямом розвитку індустрії програмного забезпечення. Вона дозволяє зменшити витрати, підвищити надійність продуктів та забезпечити їх відповідність сучасним вимогам. Таким чином, автоматизоване тестування є ключовим чинником конкурентоспроможності та інноваційності у сфері розробки програмного забезпечення.

Список літератури

1. Максимович М.В., Мичуда Л.З. Огляд сучасних інструментів автоматизованого тестування безпеки програмного забезпечення. *Комп'ютерні науки та інформаційні технології*, 2025.
2. Климешук Є., Махоткіна Г. Шість трендів в автоматизованому тестуванні. *EPAM Campus*, 2024.
3. Robot_dreams. 10 найкращих інструментів для QA Automation у 2025 році. *Robot Dreams Blog*, 2025.

Кравченко Д.О.

аспірант, кафедра комп'ютерних наук Сумський державний університет
науковий керівник Коробов А.Г к.т.н, ст. викладач кафедри комп'ютерних наук

ПРОДУКТИВНІСТЬ МУЛЬТИАГЕНТНИХ СИСТЕМ ТА ЧИННИКИ, ЩО ЇЇ ФОРМУЮТЬ

Вступ. Відкритий характер сучасного інформаційного суспільства та глобальної ринкової економіки призводить до прискорення науково-технічного прогресу і загострення конкуренції на ринках. Це змушує шукати нові методи і засоби організації і управління, спрямовані на більш якісне і ефективне задоволення індивідуальних запитів споживачів. Для вирішення подібних проблем застосовуються мультиагентні технології, в основі яких лежить поняття «агента», яке останнім часом було адаптовано до багатьох областей, як прикладного і системного програмування, так і до досліджень в областях штучного інтелекту і розподілених інтелектуальних систем. У зв'язку з цим актуальною є задача дослідження мультиагентних систем (MAS) як одного з ключових напрямів сучасної технології програмування систем управління і зв'язку. Потребує аналізу структура MAS, чинники, що впливають на їх продуктивність, та методи оцінювання ефективності взаємодії агентів у розподіленому середовищі.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є MAS як інтелектуальний підхід до побудови розподілених систем управління та зв'язку. Предметом дослідження є процеси організації взаємодії, комунікації, координації та прийняття рішень між агентами в MAS, а також чинники, що визначають їх продуктивність. Головна мета даного дослідження полягає у визначенні принципів побудови, функціонування та оцінювання продуктивності MAS як сучасного підходу до програмування систем управління та зв'язку. Дослідження спрямоване на аналіз структурних, комунікаційних та функціональних чинників, що впливають на ефективність MAS, а також на встановлення методів підвищення їх адаптивності, масштабованості та стійкості в розподілених середовищах.

Основний матеріал. MAS є сучасною концепцією програмування, яка лежить в основі побудови розподілених інтелектуальних систем, здатних до самоорганізації, колективного прийняття рішень та координації дій. Масштабованість, автономність агентів і здатність до адаптації роблять MAS ефективним інструментом для систем управління та зв'язку нового покоління.

У сучасних системах управління та зв'язку MAS базуються на таких структурних елементах:

- агенти - автономні програмні компоненти з власними цілями, стратегіями та моделями поведінки;
- середовище - віртуальний чи фізичний простір, у якому функціонують агенти;
- механізми взаємодії - протоколи обміну повідомленнями та координації;
- система управління/нагляду - може бути централізованою чи децентралізованою.

Основною специфічною особливістю мультиагентних технологій є перехід від пасивних сутностей, описуваних у вигляді класів об'єктів в об'єктноорієнтованому підході, до активних сутностей, які описуються в прикладних системах у вигляді агентів. Продуктивність MAS значною мірою залежить від якості механізмів комунікації між агентами, оскільки саме інформаційна взаємодія формує здатність системи до колективного узгодження дій. Комунікаційні механізми є критично важливими для продуктивності MAS, адже саме обмін інформацією між агентами формує колективний інтелект системи. У цьому контексті застосовуються:

- прямий обмін повідомленнями (message-passing),
- чорні дошки (blackboard systems),
- онтологічні моделі комунікації,
- семантичні протоколи, що забезпечують розуміння намірів інших агентів [1].

Також у складних системах управління та зв'язку взаємодія може бути як синхронною, так і асинхронною, що впливає на час реакції та надійність функціонування. У системах управління MAS забезпечують розподілене прийняття рішень, оптимізацію ресурсів, автоматичну координацію та адаптацію до змін середовища. У системах зв'язку - підтримують інтелектуальне маршрутизаційне управління, рівномірний розподіл трафіку, виявлення аномалій, самоорганізацію мереж [2].

Продуктивність MAS визначається:

- ефективністю виконання функцій агентами;
- здатністю системи до координації;
- швидкістю реакції на зміни;
- точністю колективного прийняття рішень;
- стійкістю до відмов;
- ефективністю комунікацій між агентами.

На продуктивність MAS можуть впливати чинники:

- функціональні: складність задач, які виконують агенти; алгоритми їхньої поведінки; якість внутрішніх моделей і баз знань.
- структурні: топологія взаємодії між агентами (централізована, децентралізована, гібридна); кількість агентів; ступінь їх автономності.
- комунікаційні: протоколи обміну; затримки в мережі; надійність передачі даних.
- технічні фактори швидкості обчислень; обсяг ресурсів; оптимізація програмної реалізації.

- зовнішні: особливості середовища; вплив сторонніх процесів; рівень невизначеності.

Отже, продуктивність MAS - це властивість системи забезпечувати необхідну якість роботи у визначених умовах при мінімальних витратах ресурсів.

Серед методів оцінювання продуктивності MAS можемо виділити:

- Експериментальне моделювання: запуск MAS у контрольованих умовах; обчислення показників (час реагування, точність рішень, кількість повідомлень, навантаження на мережу).
- Аналітичні моделі: математичні моделі агентної взаємодії; моделі черг, графові моделі.
- Імітаційне моделювання: створення віртуального середовища й аналіз реакцій MAS; порівняння альтернативних конфігурацій.
- Порівняльний аналіз: зіставлення MAS з іншими системами; тестування різних модифікацій алгоритмів.
- Метрики продуктивності: Використовуються такі показники: час виконання завдань, швидкість конвергенції, точність рішень, стійкість (відмовостійкість), пропускна здатність комунікацій, ефективність розподілу ресурсів.

Висновки. Проведене дослідження MAS показало, що їх застосування є одним із найбільш перспективних напрямів розвитку сучасних систем управління та зв'язку. Завдяки автономності, адаптивності та здатності до колективної взаємодії агенти забезпечують більш високу гнучкість і ефективність порівняно з традиційними централізованими системами. Продуктивність MAS формується під впливом комплексу чинників - функціональних, структурних, комунікаційних, технічних та зовнішніх. Саме баланс між цими складовими визначає стабільність, швидкість реакції та якість прийняття рішень у розподіленому середовищі. Особливу роль відіграють механізми комунікації між агентами, оскільки від ефективності інформаційного обміну залежить здатність системи до координації та узгодження дій. Оптимальним підходом є використання гібридних структур управління, які поєднують переваги централізованої координації та децентралізованої автономії.

Список літератури

1. B. Li, Y. Zhang, Q. Wu, et al., *"Multi-agent reinforcement learning for cooperative control in dynamic communication networks,"* IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, pp. 1–12.
2. A. Kumar, M. Elhoseiny, H. Durrani, *"Scalable Multi-Agent Systems for Distributed Decision-Making in Smart Infrastructure,"* Engineering Applications of Artificial Intelligence, Elsevier, 2023, pp. 1–15.

Сорочан Н.О.

студентка 4 курсу ІУСТ, Ужгородський національний університет
Науковий керівник к.ф.м.н., доцент Ніколенко В.В., кафедра ІУСТ Ужгородський
національний університет

РОЗПІЗНАВАННЯ УКРАЇНСЬКОЇ ДАКТИЛЬНОЇ АБЕТКИ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Вступ. Доступність засобів комунікації для людей з порушеннями слуху є важливою соціальною задачею. Автоматичні інструменти розпізнавання жестової мови можуть суттєво розширити доступ до інформації та сервісів у публічному й освітньому секторах. Розвиток цифрових рішень для розпізнавання української дактильної абетки створює можливості для побудови та розширення прикладних систем перекладу та навчальних інструментів.

У сучасних дослідженнях розпізнавання дактильної абетки, зокрема української, важливою є інтеграція методів виявлення ключових точок руки та машинного навчання. Марчук Д.К. представив систему на основі MediaPipe та методів машинного навчання, зібравши датасет із 100 відео на літеру [4]. Глибовець та Бікчентаєв описали підхід на основі комп'ютерного зору з датасетом по 50 відео на літеру [5]. Walsh та співавтори продемонстрували, що аугментація даних синтетичними жестами може підвищити точність моделей перекладу жестової мови до 19% [2].

У цьому дослідженні запропоновано метод розпізнавання літер української дактильної абетки з фото-даних на основі аналізу ключових точок кисті, а також представлено результати експериментів на власному наборі даних.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процес розпізнавання жестів дактильної абетки. Предмет дослідження – методи машинного навчання для виявлення ключових точок руки та класифікації жестів. Метою даного дослідження є розробка системи автоматичного розпізнавання української дактильної абетки з фото та відео вхідних даних на основі методів машинного навчання.

Для досягнення мети визначено наступні завдання: зібрати репрезентативний набір даних, дослідити сучасні методи виявлення ключових точок руки, розробити та навчити модель класифікації, оцінити точність моделі на тестових даних та в режимі реального часу.

Основний матеріал.

Збір даних. Аналіз доступних наборів даних показав обмежену кількість датасетів для української дактильної абетки у відкритому доступі. Проте існують публічно доступні датасети для американської, польської та мексиканської дактильних абеток. Компаративний аналіз виявив 12 жестів, візуально подібних до української абетки: 4 унікальних з американської, 4 унікальних з польської, 2 спільних для американської та польської, та 2 з мексиканської. Незважаючи на можливість використання частини публічних датасетів, для забезпечення однорідності даних та контролю за умовами збору прийнято рішення створити власний датасет. На першому етапі зібрано 12 літер для верифікації концепції підходу.

Для формування початкового набору даних зібрано власний набір з 826 фотографій, що охоплюють 12 літер української дактильної абетки (А, В, Г, Ж, Л, М, П, Т, І, И, У, Ю), в середньому від 65 до 72 зразків на кожен клас. Розроблено власний модуль збору даних на основі бібліотеки MediaPipe Hands від Google. Зроблені фотографії включали зображення руки на різних фонах, за різних умов освітлення та з варіацією чіткості, що забезпечило різноманітність даних. Для кожного кадру з метою виявлення ключових точок руки використано бібліотеку MediaPipe Hands, що ідентифікувала 21 ключову точку кисті у нормалізованих координатах та автоматично визначала handedness (ліва/права рука). MediaPipe забезпечує роботу в реальному часі на процесорі, що робить його придатним для швидкого прототипування без потреби у спеціалізованому обладнанні [1]. Отримані кадри збережено у форматі .jpg, а координати кожного зразка – у форматі .npy для подальшого використання під час навчання моделі.

Побудова моделі. Для класифікації жестів використано багатошаровий перцептрон (MLP), реалізований за допомогою класу MLPClassifier із бібліотеки scikit-learn. Датасет розділено на навчальну (80%) та тестову (20%) вибірки. Перед навчанням ознаки було стандартизовано за допомогою StandardScaler, оскільки MLP чутливий до масштабу вхідних даних і scikit-learn рекомендує стандартизацію для підвищення стабільності навчання [3].

Оцінювання точності та тестування. Для оцінки якості класифікації застосовано метрики accuracy, precision, recall та F1-score для кожного класу. На тестовій вибірці модель продемонструвала точність від 99 до 100 відсотків.

Крім статичного тестування, модель протестовано в режимі реального часу на відеопотоці з камери. Кожні кілька секунд здійснювалося знімання кадру з наступною передачею в модель для класифікації. Проведено п'ять незалежних тестів у режимі реального часу, кожен з яких включав 20 знімків кожної з 12 літер (всього 240 знімків на тест). Середня точність розпізнавання становила 91 відсоток, тобто в середньому 218 правильних класифікацій з 240.

Основні помилки класифікації виявлено для візуально схожих жестів, зокрема для літер П, Л, М та Т. Аналіз конфузійної матриці виявив специфічні помилки: жест П помилково класифікувався як Л у 30% випадків (6 з 20) та як Т у 15% випадків (3 з 20); жест Ю плутався з Ж у 20% випадків (4 з 20) та І у 15% випадків (3 з 20). Це вказує на необхідність збільшення різноманітності тренувальних даних саме для цих класів.

Для підвищення стійкості моделі до варіацій у вхідних даних доцільно застосувати техніки аугментації зображень. Трансформації, такі як обертання, масштабування, зміна контрастності та яскравості, можуть покращити здатність моделі до узагальнення. Дослідження Walsh та співавторів демонструють, що аугментація даних синтетичними жестами може підвищити точність моделей перекладу жестової мови до 19% [2]. Це підкреслює ефективність аугментації як стратегії навіть у задачах з обмеженими даними.

Точність розпізнавання у режимі реального часу можна підвищити шляхом переходу від набору даних, що містить лише зображення, до набору даних, що містить відеопослідовності, що враховує динаміку жестів.

Перспективи та практичне застосування. У рамках даного дослідження перспективним напрямом є розширення набору даних до повної української дактильної абетки, що включає 33 літери, а також доповнення даних відеозаписами. Це обумовлено тим, що частина літер української дактильної абетки передається динамічними жестами, які вимагають аналізу послідовностей кадрів. Подальший розвиток моделі може передбачати класифікацію не тільки окремих літер, а й слів та їх комбінацій, що формують речення. Розширена модель може бути інтегрована у практичні застосунки: навчальні системи для вивчення дактильної абетки,

автоматизовані перекладачі української жестової мови у текст або аудіо. Такий підхід сприятиме інклюзивності цифрового середовища.

Висновки. Розроблено робочий прототип системи розпізнавання української дактильної абетки на основі аналізу ключових точок руки, отриманих за допомогою бібліотеки Google MediaPipe Hands, та класифікації багатопаровим перцептроном. Експериментальна оцінка на власному датасеті продемонструвала високу точність розпізнавання: 99.5% на тестовій вибірці та 91% у режимі реального часу. Водночас виявлено проблему розрізнення візуально подібних жестів, що потребує розширення датасету та застосування аугментації. Проведено компаративний аналіз української дактильної абетки з американською, польською та мексиканською, що виявив 12 візуально подібних жестів. Перспективним напрямом є розширення набору даних до 33 літер, впровадження аналізу відеопослідовностей та створення навчального інтерфейсу для популяризації української жестової мови.

Список літератури

1. Hand landmarks detection guide. Google AI for Developers. 2025. URL: https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/hand_landmarker (дата звернення: 12.11.2025).
2. Walsh H., Ivashechkin M., Bowden R. Using Sign Language Production as Data Augmentation to enhance Sign Language Translation. arXiv. 2025. URL: <https://arxiv.org/html/2506.09643v1> (дата звернення: 12.11.2025).
3. Neural network models (supervised). Scikit-learn documentation. 2025. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/neural_networks_supervised.html (дата звернення: 19.11.2025).
4. Марчук Д. К., Левківський В.Л., Марчук Г.В., Голенко М.Ю. Система розпізнавання дактильної мови української абетки. Технічні науки. 2022. Том 3 (72) № 6. С. 109–114. URL: https://tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2022/6_2022/19.pdf (дата звернення: 20.11.2025).
5. Hlybovets A., Bikchentaev M. Recognizing Gestures of the Ukrainian Dactylic Alphabet. 2023. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2fc0c2ca-b0b2-4ed7-a263-c2459c2185f3/content> (дата звернення: 20.11.2025).

Сташишин О.В., Носанчук О.О.
студенти 5 курсу ФКІТ ЗУНУ
Науковий керівник к.т.н., Заставний О.М., кафедра СКС ЗУНУ

СИСТЕМА ЗБОРУ ДАНИХ В БЕЗДРОТОВИХ МЕРЕЖАХ З ВИКОРИСТАННЯМ БПЛА

Вступ. У сучасних бездротових мережах питання ефективного, надійного та масштабованого збору даних набуває особливого значення, особливо в умовах зростання кількості сенсорних вузлів та розширення сфер їх застосування. Традиційні підходи до передачі інформації часто стикаються з проблемами енергоспоживання, обмеженого радіуса дії та складності розгортання інфраструктури у віддалених або важкодоступних районах. У цих умовах безпілотні літальні апарати (БПЛА) постають як перспективне рішення, здатне значно покращити ефективність збору даних у бездротових сенсорних мережах.

Завдяки мобільності, гнучкості та можливості автономного планування маршрутів БПЛА можуть виступати в ролі мобільних шлюзів, що здійснюють збір, агрегацію та ретрансляцію даних від численних сенсорних вузлів. Такий підхід зменшує навантаження на стаціонарну інфраструктуру, підвищує надійність зв'язку та забезпечує можливість роботи в умовах обмеженого доступу до мережевих ресурсів. Використання БПЛА відкриває нові можливості для побудови масштабованих, енергоефективних та адаптивних систем моніторингу.

У цій публікації розглядається архітектура системи збору даних у бездротових мережах із застосуванням БПЛА, її ключові компоненти, принципи взаємодії, а також переваги та потенційні виклики впровадження таких рішень у реальних умовах.

Постановка задачі. Незважаючи на значний прогрес у розвитку бездротових сенсорних мереж та широке впровадження безпілотних літальних апаратів для збору даних, існуючі архітектури та методи взаємодії між сенсорними вузлами, ретрансляційними точками та мобільними шлюзами все ще мають низку обмежень. Поточні підходи у сфері побудови систем на базі БПЛА відрізняються за структурою, принципами маршрутизації, моделями енергоспоживання та алгоритмами оптимізації польотів, однак жоден із них не забезпечує повного вирішення ключових проблем, що виникають у реальних сценаріях застосування.

Основні виклики пов'язані з обмеженим енергоресурсом сенсорних вузлів, варіативністю топології мережі, динамічністю середовища, складністю забезпечення гарантованої затримки передачі даних, а також потребою в оптимальному плануванні маршрутів БПЛА для мінімізації часу збору та максимізації покриття. Додатково проблематичною є інтеграція різних типів мережевих технологій (WiMAX, стільниковий зв'язок, супутникові канали), оскільки вони мають різні характеристики пропускну здатності та завадостійкості.

У цьому контексті постає завдання провести детальний огляд існуючих архітектур систем збору даних із застосуванням БПЛА, проаналізувати їхні структурні особливості, методи маршрутизації та протоколи взаємодії, а також визначити ключові проблеми, що залишаються невирішеними. На основі такого аналізу необхідно сформулювати вимоги до побудови більш ефективної та універсальної системи, здатної адаптуватися до різних умов розгортання та забезпечувати надійний збір інформації в масштабованих бездротових мережах..

Основний матеріал. Бездротові сенсорні мережі (БСМ) є фундаментальною технологією для реалізації розподілених систем моніторингу, зокрема екологічного спостереження, промислової діагностики, контролю інфраструктури та розумних міських сервісів. Традиційні підходи до збору даних у таких мережах ґрунтуються на багатострибковій маршрутизації, коли інформація передається від сенсорного вузла до базової станції через набір проміжних ретрансляторів. Однак для великомасштабних або географічно складних мереж цей підхід має низку обмежень: високе енергоспоживання вузлів, можливість виникнення «вузьких місць» маршрутизації, підвищена втрата пакетів та зменшення загальної продуктивності мережі під час тривалого функціонування [1].

У цьому контексті застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) як мобільних платформ для збору даних стає однією з найбільш перспективних технологій. БПЛА можуть виконувати роль мобільних приймачів або навіть повітряних базових станцій, що дозволяє гнучко змінювати топологію мережі, зменшувати навантаження на сенсорні вузли та забезпечувати збір інформації у віддалених регіонах. Нижче наведено огляд ключових підходів та проблем, що виникають у таких системах.

Однією з найпростіших і водночас ефективних архітектур є модель, у якій БПЛА періодично пролітає над регіоном розгортання БСМ та збирає вимірювання з сенсорних вузлів через одно- або двострибковий канал [2]. Такий підхід дозволяє скоротити енергоспоживання вузлів, оскільки вони передають дані на малих відстанях. Однак ефективність залежить від оптимального планування траєкторії та моментів відвідування, оскільки тривалі інтервали між обльотами збільшують затримку збору даних.

У більш складних архітектурах БПЛА виступає як тимчасова або динамічна базова станція, що забезпечує широке покриття та збір даних від великої кількості вузлів у реальному часі. Використання БПЛА як повітряної базової станції дозволяє адаптувати висоту польоту, потужність передавача та кут огляду, що значно впливає на якість каналу. Архітектура застосовується у випадках, коли потрібна мобільність або відсутня стаціонарна інфраструктура.

На рисунку 1 наведено приклад сучасної складної розподіленої сенсорної мережі з збором даних на основі БПЛА.

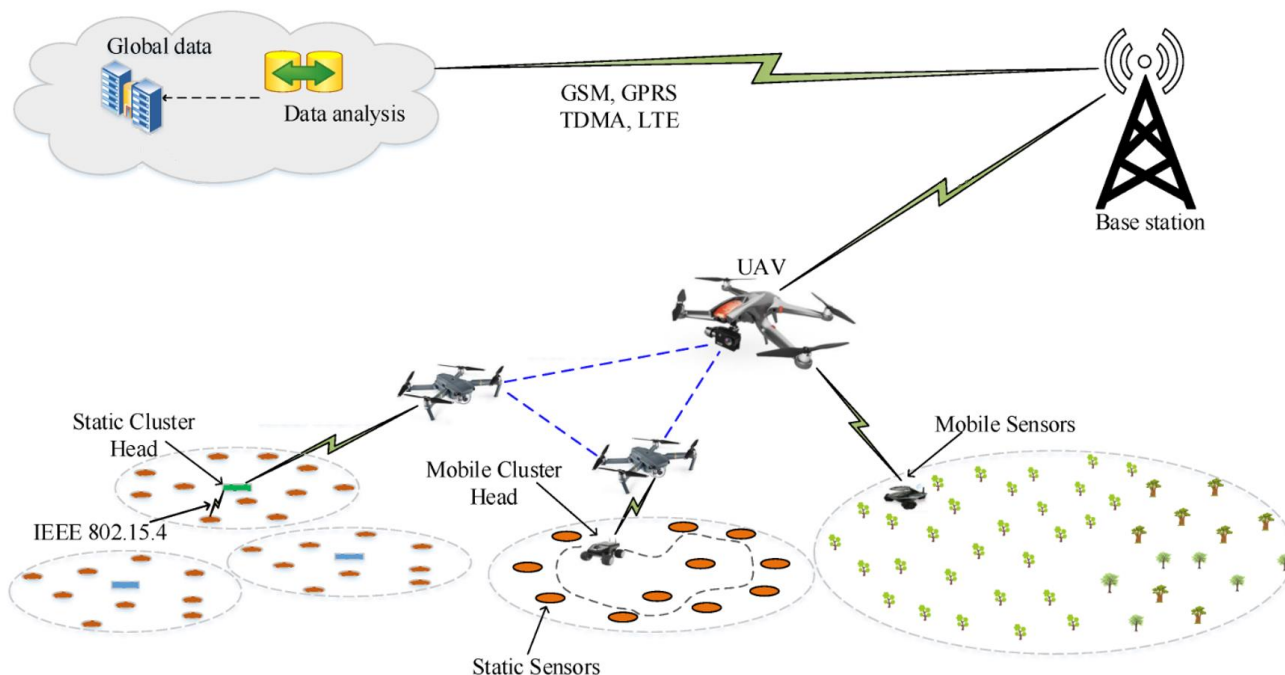


Рисунок 1 - Загальна структура розподіленої сенсорної мережі зі збором даних на основі БПЛА

Сучасні роботи пропонують гібридні підходи, що поєднують спеціалізовані наземні вузли-ретранслятори, мобільні роботи та БПЛА, які координовано виконують збір даних. Такі системи дозволяють збільшити масштабованість і підвищити стійкість до несправностей окремих компонентів, однак потребують складних алгоритмів координації та оптимізації.

З розвитком БПЛА-орієнтованих систем з'явилися нові стратегії маршрутизації, які враховують мобільність, енергетичні обмеження та змінну топологію.

У системах, де БПЛА збирає дані під час руху, актуальною проблемою є визначення оптимальних точок контакту з сенсорними вузлами (Contact Duration Time, CDT) та вибір швидкості польоту[4]. Дослідження показують, що неправильний вибір швидкості може призвести до пропуску значної кількості вузлів або зменшення обсягу даних, отриманих в одиницю часу [5].

Інший клас алгоритмів використовує пріоритетні схеми передачі даних, коли сенсору присвоюється важливість або «вага» залежно від типу показників, рівня загрози чи поточного стану мережі. БПЛА у такому випадку змінює свою траєкторію відповідно до пріоритетів, що знижує кількість непотрібних комунікаційних актів.

Сучасні роботи демонструють значне підвищення енергоефективності за рахунок застосування методів стиснутого зондування (compressed sensing), агрегування даних та фільтрації на основі кореляцій між сенсорними вузлами. Це дозволяє мінімізувати кількість переданих пакетів та збільшити термін служби мережі.

Сенсорні вузли працюють від малопотужних батарей, що значно обмежує частоту передачі та тривалість роботи мережі [2]. Навіть при використанні БПЛА рівень енергоспоживання може бути високим через періодичні пікові комунікації.

Завдання оптимізації траєкторії БПЛА є NP-складним, оскільки повинно враховувати покриття, мінімальний час польоту, рельєф, обмеження по висоті, енергоресурс апарата та характеристики каналу [3]. Більшість існуючих алгоритмів ефективні лише для малих мереж або ідеалізованих умов.

Різні типи сенсорів мають різні потужності передавача, чутливість та частотні діапазони. Це ускладнює побудову універсальних алгоритмів для гетерогенних мереж, де одночасно використовуються, наприклад, WiMAX, LTE та LoRa-компоненти.

Витривалість батареї, швидкість вітру, наявність перешкод і потреба в автономній навігації істотно впливають на стабільність зв'язку та якість збирання інформації. Також БПЛА можуть потребувати повторного калібрування або корекції траєкторії в умовах динамічних середовищ.

Висновки. Аналіз сучасних архітектур та алгоритмів показує, що використання БПЛА значно розширює можливості бездротових сенсорних мереж, проте залишається багато відкритих задач. Найбільш проблемними залишаються оптимізація маршруту, гарантування затримки доставки даних, балансування енергоспоживання та забезпечення надійності в умовах непередбачуваних факторів середовища. Саме тому розроблення нових методів збору даних, які поєднують адаптивність БПЛА з сучасними алгоритмами маршрутизації та обробки даних, є актуальним напрямком досліджень.

Список літератури

1. S. Say, H. Inata, J. Liu and S. Shimamoto, "Priority-Based Data Gathering Framework in UAV-Assisted Wireless Sensor Networks," in IEEE Sensors Journal, vol. 16, no. 14, pp. 5785-5794, July 15, 2016, doi: 10.1109/JSEN.2016.2568260
2. M. Mozaffari, W. Saad, M. Bennis, Y. -H. Nam and M. Debbah, "A Tutorial on UAVs for Wireless Networks: Applications, Challenges, and Open Problems," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 3, pp. 2334-2360, thirdquarter 2019, doi: 10.1109/COMST.2019.2902862.
3. O. Bouhamed, H. Ghazzai, H. Besbes and Y. Massoud, "A UAV-Assisted Data Collection for Wireless Sensor Networks: Autonomous Navigation and Scheduling," in IEEE Access, vol. 8, pp. 110446-110460, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3002538
4. C. Yan, L. Fu, J. Zhang and J. Wang, "A Comprehensive Survey on UAV Communication Channel Modeling," in IEEE Access, vol. 7, pp. 107769-107792, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2933173.
5. Poudel, S.; Moh, S. Energy-Efficient and Fast MAC Protocol in UAV-Aided Wireless Sensor Networks for Time-Critical Applications. Sensors 2020, 20, 2635. <https://doi.org/10.3390/s20092635>.

Соломко М.Т.

к.т.н. доцент кафедри обчислювальної техніки НУ водного господарства та природокористування

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОПУСКНОЇ ЗДАТНОСТІ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ ЦІЛОЧИСЛОВОГО ПРОГРАМУВАННЯ

Вступ. Для сучасних комп'ютерних мережах, особливо в умовах зростання навантаження, зокрема у дата-центрах, мобільних системах та хмарних платформах, питання ефективного використання пропускної здатності є критично важливим. Аналіз публікацій [1–3] підтверджує активний розвиток сучасних моделей маршрутизації, балансування навантаження та управління ресурсами. У них простежується тенденція переходу від класичних алгоритмів до інтелектуальних та оптимізаційних рішень, що інтегрують методи штучного інтелекту та дискретної оптимізації. Це свідчить про формування нового покоління мережевих технологій, здатних адаптуватися та реагувати на динамічні умови трафіку та забезпечувати інтелектуальне управління в SDN мережах, дата-центрах та мобільних системах. Проте більшість класичних підходів базуються на неперервних моделях, які не враховують дискретну природу реальних мережевих рішень. Це створює потребу у розробці математичних моделей, що поєднують точність формалізації з можливістю врахування цілочислових обмежень, що і зумовлює актуальність даної роботи.

Постановка задачі. У телекомунікаційних мережах, зокрема мобільних та програмно-керованих (SDN), постійно зростає обсяг трафіку, що призводить до перевантаження окремих каналів та зниження якості обслуговування користувачів. SDN (Software-Defined Networking) є концепцією управління комп'ютерними мережами, коли контроль над маршрутизацією та політиками відокремлений від фізичної інфраструктури. Це дозволяє централізовано керувати мережею через програмне забезпечення, а не вручну налаштовувати кожен маршрутизатор чи комутатор. Класичні алгоритми максимального потоку [4] дозволяють оцінити теоретичну пропускну здатність мережі, проте не враховують реальні обмеження – дискретність потоків,

пріоритети сервісів, політики маршрутизації та вимоги до QoS (Quality of Service є механізм пріоритетності трафіку, що гарантує стабільну роботу критичних сервісів).

Так виникає задача розробки математичної моделі, яка:

- формалізує процес оптимізації пропускної здатності з урахуванням обмежень каналів та політик;
- забезпечує не дроблення потоків та можливість враховувати пріоритети;
- дозволяє інтегрувати модель у SDN-контролери для автоматизованого управління трафіком. SDN-контролер (Software-Defined Networking Controller) є центральним елементом SDN-архітектури, який керує всією мережею через програмне забезпечення;
- дає змогу порівняти результати з класичним методом Max Flow для оцінки точності та практичності.

Отже, задача дослідження полягає у розробці та реалізації ILP-моделі оптимізації пропускної здатності мережі, її експериментальній перевірці та порівнянні з алгоритмом максимального потоку. ILP-модель – це математична модель оптимізації, яка ґрунтується на методах цілочислового лінійного програмування (Integer Linear Programming).

Об’єкт дослідження є процес оптимізації пропускної здатності мережі, що представлена у вигляді орієнтованого графа з обмеженнями на пропускну здатність каналів.

Предмет дослідження є математична модель комп’ютерної мережі та математичні методи оптимізації пропускної здатності з використанням цілочислового програмування [5].

Мета дослідження полягає у побудові математичної моделі, яка дозволяє оптимізувати розподіл потоків у мережі з урахуванням дискретних обмежень, пріоритетів та політик, а також реалізація цієї моделі засобами Python.

Основний матеріал. Теоретичні результати.

1. Формалізація задачі оптимізації пропускної здатності.

Мережа подається як орієнтований граф $G = (V, E)$, де V – множина вузлів, а E – множина каналів з пропускними здатностями c_{ij} . Для кожного потоку f_k визначається маршрут P_k , який є послідовністю ребер (i, j) . Цільова функція формулюється наступним чином.

Нехай:

- K – множина потоків;
- f_k – величина потоку k ;
- c_{ij} – пропускна здатність каналу (i, j) ;
- u_{ij} – використання каналу (i, j) ;
- β – коефіцієнт штрафу за перевантаження;
- γ – коефіцієнт для балансування навантаження.

Тоді цільова функція може бути записана так:

$$Z_{\max} = \sum_{k \in K} f_k - \beta \cdot \sum_{(i, j) \in E} \max(0, u_{ij} - c_{ij}) - \gamma \cdot \text{Var}(u_{ij}), \quad (1)$$

за умови, що для кожного ребра (i, j) :

$$\sum_{k: (i, j) \in P_k} f_k \leq c_{ij}$$

Пояснення:

- перша складова в (1) $\sum_{k \in K} f_k$ – максимізація сумарного потоку без урахування пріоритетів (QoS).
- друга складова $-\beta \cdot \sum \max(0, u_{ij} - c_{ij})$ – штраф за перевантаження каналів, щоб уникати переповнення.
- третя складова $-\gamma \cdot \text{Var}(u_{ij})$ – мінімізація дисбалансу використання каналів (балансування навантаження).

2. Врахування дискретності та пріоритетів

Потоки f_k вводяться як цілочисельні змінні, що забезпечує не дроблення потоків. Для пріоритетних потоків вводиться ваговий коефіцієнт α_k , тоді цільова функція набуває вигляду:

$$Z_{\max} = \sum_{k \in K} \alpha_k \cdot f_k - \beta \cdot \sum_{(i,j) \in E} \max(0, u_{ij} - c_{ij}) - \gamma \cdot \text{Var}(u_{ij}) \quad (2)$$

де:

- K – множина потоків;
- f_k – величина потоку k ;
- α_k – ваговий коефіцієнт (пріоритет потоку);
- c_{ij} – пропускна здатність каналу (i,j) ;
- u_{ij} – використання каналу (i,j) ;
- β – коефіцієнт штрафу за перевантаження;
- γ – коефіцієнт для балансування навантаження.

Таким чином, модель (2) не лише максимізує пропускну здатність, але й забезпечує пріоритетність критичних потоків, запобігає перевантаженню та вирівнює навантаження між каналами. Це дозволяє моделі (2) віддавати перевагу критичним сервісам.

У процесі формування цільової функції виникає питання щодо доцільності використання вагових коефіцієнтів α_k , які відображають пріоритетність потоків. У базовій моделі максимізації пропускної здатності (1) всі потоки розглядаються як рівнозначні, і цільова функція має вигляд $Z_{\max} = \sum_k f_k$. Додавання коефіцієнтів α_k у цільову функцію $Z_{\max} = \sum_k \alpha_k \cdot f_k$ дозволяє врахувати різну важливість потоків, що є критично важливим для забезпечення QoS у практичних сценаріях. Отже, використання коефіцієнтів α_k залежить від дослідницької мети: якщо потрібно показати еволюцію до пріоритетної моделі (2) – коефіцієнти α_k зберігається; якщо ж акцент робиться на технічну стабільність і балансування – їх можна вилучити. Обидва варіанти є коректними і відображають різні аспекти оптимізації мережі.

3. Порівняння з класичним алгоритмом максимального потоку (Max Flow).

У класичному алгоритмі максимального потоку задача формулюється так:

$$F_{\max} = \sum_{(s,j) \in E} f_{sj}, \quad (3)$$

де s – джерело, j – суміжні вузли, f_{sj} – величина потоку ребром (s,j) . Для (3) враховуються обмеження пропускної здатності ребер:

$$f_{ij} \leq c_{ij}, \text{ для } \forall (i,j) \in E. \quad (4)$$

Класичний алгоритм максимального потоку орієнтований лише на максимізацію загального обсягу переданих даних між джерелом і приймачем. Він враховує пропускну здатність каналів, але розглядає всі потоки як рівнозначні, без урахування їхньої важливості чи специфічних вимог. Такий підхід дозволяє визначити теоретичну межу пропускної здатності мережі, проте не відображає реальних умов її роботи.

ILP-модель (2), на відміну від максимального потоку (3), враховує додаткові фактори. Вона дозволяє задавати пріоритети для різних потоків, щоб критичні сервіси отримували перевагу над другорядними. Крім того, модель вводить штрафи за перевантаження каналів та механізми балансування навантаження між різними маршрутами. Це забезпечує більш реалістичний і практичний результат, який відповідає вимогам сучасних мереж, де важлива не лише кількість переданих даних, а й якість їхнього розподілу.

Практичні результати. Модель (2) реалізовано мовою Python з використанням бібліотеки PuLP для ILP та NetworkX для максимального потоку. Це дозволило автоматизувати процес побудови задачі та отримати оптимальні рішення для тестових топологій мережі.

Для тестової топології з 6-ма вузлами та з 8-ма каналами отримано експериментальні результати:

- Max Flow (3) дав значення $F_{\max}=18$;

- ILP-модель (2) дала значення $F_{ILP}=16$.

Експериментальні дані $F_{max}=18$ та $F_{ILP}=16$ відображають значення параметру максимальний потік. Перше значення відповідає класичному алгоритму Max Flow, який дає теоретичну межу пропускної здатності, тоді як друге – результат ILP моделі (2), що враховує дискретність, пріоритети та додаткові обмеження, наближаючи розрахунок до реальних умов роботи мережі.

Відхилення між теоретичним значенням $F_{max}=18$ та оптимізованим значенням $F_{ILP}=16$ становить близько 11%. Це відхилення пояснюється врахуванням реальних обмежень, які не відображає класичний алгоритм Max Flow. До таких обмежень належать дискретність потоків, пріоритетність критичних сервісів, обмеження пропускної здатності каналів та необхідність балансування навантаження. Таким чином, ILP-модель (2) дає більш реалістичний результат, який відповідає практичним умовам функціонування мережі.

Практична інтеграція. Модель (2) може бути інтегрована в SDN-контролер, де обчислення ILP виконуються для вибору оптимальних маршрутів. Це забезпечує балансування навантаження, підтримку QoS та адаптацію до змін трафіку.

Розробка програмного забезпечення для оптимізації потоків у комп'ютерних мережах починається з написання скриптів мовою програмування Python, здатних формалізувати математичну модель задачі. На першому етапі створюються модулі, які описують структуру мережі у вигляді графа з вузлами та каналами, а також задають параметри пропускної здатності. Далі реалізуються функції для побудови цільової функції та системи обмежень, що дозволяє сформулювати задачу цілочисельного лінійного програмування. Наступним кроком є інтеграція бібліотек для розв'язання оптимізаційних задач (наприклад, PuLP або OR-Tools), які забезпечують автоматичний пошук оптимального рішення. Паралельно створюються скрипти для порівняння результатів із класичним алгоритмом Max Flow, що дозволяє оцінити відхилення між теоретичними та практичними значеннями. На завершальному етапі програмне забезпечення доповнюється інтерфейсними компонентами для візуалізації результатів та зручності користувача, що робить його придатним для практичного застосування у системах управління мережевим трафіком.

Висновки. У результаті дослідження побудовано математичну модель оптимізації пропускної здатності мережі на основі методів цілочислового програмування. Наукова новизна полягає у поєднанні графової структури мережі з дискретною оптимізацією, що дозволяє враховувати реальні обмеження маршрутизації – дискретність потоків, пріоритетність сервісів, обмеження пропускної здатності та балансування навантаження. Практичне значення моделі полягає у можливості її застосування для планування трафіку в SDN-мережах, дата-центрах та мобільних системах. Реалізація засобами Python забезпечує інтеграцію моделі в автоматизовані системи управління. Важливо підкреслити, що ILP-модель додає інтелектуальність в управління мережею: вона не лише максимізує пропускну здатність, а й адаптивно враховує пріоритети та технічні обмеження, наближаючи процес оптимізації до реальних умов функціонування сучасних телекомунікаційних систем.

Список літератури

1. Farahi, R. A comprehensive overview of load balancing methods in software-defined networks // *Discover Internet of Things*. – 2025. – Vol. 5, No. 6. – Article 6. – Springer.
2. Musaddiq, A.; Olsson, T.; Ahlgren, F. Reinforcement-Learning-Based Routing and Resource Management for Internet of Things Environments: Theoretical Perspective and Challenges // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, No. 19. – P. 8263.
3. Tache, M. D.; Păscuțoiu, O.; Borcoci, E. Optimization Algorithms in SDN: Routing, Load Balancing, and Delay Optimization // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, No. 14. – P. 5967.
4. Sheng, J.; Guan, X.; Yang, F.; Wan, X. An Accelerated Maximum Flow Algorithm with Prediction Enhancement in Dynamic LEO Networks // *Sensors*. – 2025. – Vol. 25, No. 8. – P. 2555. – MDPI.
5. Bertsimas, D.; Weismantel, R. Optimization over Integers. – Princeton: Princeton University Press, 2022. – 544 p.

RECURRENT NEURAL NETWORKS APPROACH FOR DETERMINING THE AUTHORSHIP OF ENGLISH-LANGUAGE TEXTS

Introduction. Authorship attribution has long been a critical task in computational linguistics, forensic linguistics, and digital humanities. With the rapid growth of digital content, determining the true author of a text has become increasingly important for intellectual property protection, plagiarism detection, cybercrime investigation, and literary research. Traditional statistical and stylistic methods, although effective in controlled scenarios, often fail when applied to large-scale datasets with diverse writing styles. In recent years, machine learning and especially deep learning have revolutionized natural language processing (NLP). Recurrent Neural Networks (RNNs) and their advanced variants, Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU), have demonstrated strong performance in capturing sequential dependencies in text, making them highly suitable for authorship attribution tasks.

Research relevance and problem statement. The object of research is the process of determining the authorship of English-language texts using RNNs. The subject of the study is models of automation of the author attribution process using Recurrent Neural Networks. The relevance of this research is grounded in the increasing need for robust methods of analyzing English-language texts in diverse domains. Plagiarism detection, digital forensics, and authorship verification in legal investigations depend heavily on accurate attribution systems. Existing methods based on n-gram statistics, stylistic features, or traditional classifiers such as SVM and Naïve Bayes often fail to generalize across datasets or handle large-scale corpora.

The primary problem addressed in this study is the development of a reliable and scalable authorship attribution model based on RNNs, capable of capturing long-range textual dependencies and identifying subtle linguistic markers of authorship. By exploring LSTM and GRU architectures, this research aims to improve the accuracy and robustness of attribution across heterogeneous datasets.

Materials and methods. The proposed approach is based on the application of RNNs to authorship attribution tasks. The methodology includes several key stages:

- Dataset Preparation;
- Model Architecture;
- Training and Evaluation.

Dataset Preparation. This study uses multiple English-language corpora, including the Blog Authorship Corpus [1], Enron Email Dataset [2], and Gutenberg English Literary Dataset [3]. These datasets represent diverse text types, enabling evaluation across informal, formal, and literary styles. **Preprocessing.** Preprocessing involves tokenization, stopword removal, lemmatization, and normalization. For word-level input, word embeddings such as Word2Vec and GloVe. For document-level analysis, contextual embeddings are considered. Sequential input representation is used to preserve word order and stylistic context.

Model Architecture. The RNN-based model include Vanilla RNNs, LSTM, and GRU. Vanilla RNNs used for sequential modeling. LSTM and GRU units used to address vanishing gradient issues [4]. Softmax classifier at the output layer for author classification [5]. Equations governing the hidden state updates and gating mechanisms are presented, highlighting their ability to model long-range dependencies. The presented diagram on picture 1 illustrates a simplified Recurrent Neural Network (RNN) with Long Short-Term Memory (LSTM) cells, specifically adapted for the task of authorship attribution of English-language texts.

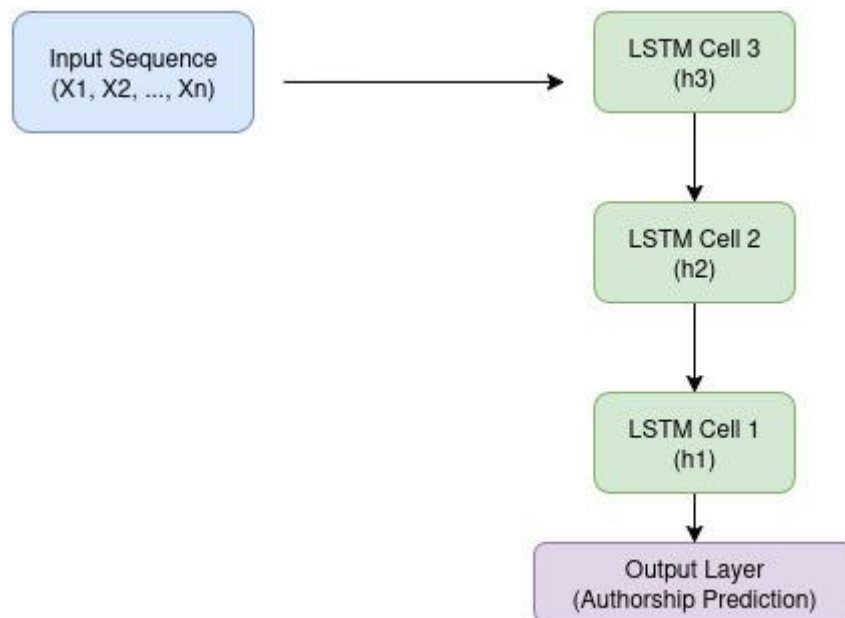


Figure 1 – Simplified RNN/LSTM model architecture for authorship attribution

The architecture can be described in several interconnected components: Input Sequence Layer, LSTM Cells (Recurrent Hidden Layers), Sequential Informational Flow, Output Layer, which is directly related to in authorship prediction. Input Sequence Layer. The model receives a sequence of tokens representing the text (e.g., words, subwords, or characters). Each element of the sequence is first transformed into a vector representation (word embeddings such as Word2Vec, GloVe, or contextual embeddings like BERT embeddings). This layer captures stylistic and lexical choices of the author, which serve as the basis for identifying unique writing patterns. LSTM Cells (Recurrent Hidden Layers). The sequence is processed step by step through multiple LSTM cells. Each LSTM cell maintains two key states: the hidden state (h_t), which captures information from previous tokens, and the cell state (C_t), which controls how information flows through the network. Unlike traditional RNNs, LSTM cells use gates (input, forget, and output) that prevent the vanishing gradient problem and allow the network to retain long-range dependencies. This mechanism is critical for authorship attribution, since authorial style may depend on broader context (e.g., sentence structure, recurring syntactic patterns, and discourse-level features). Sequential Information Flow. The arrows between LSTM cells represent the recurrent flow of information across time steps. Each cell processes one element of the input sequence while maintaining context from the previous elements. This structure enables the model to detect both local stylistic markers (e.g., frequent use of particular words) and global features (e.g., narrative style, sentence length, rhythm). Output Layer. After the entire sequence is processed, the final hidden state is passed to the output layer. This layer uses a classification function (commonly a softmax function) to predict the most likely author from a predefined set of candidates. The prediction is based on stylistic and semantic patterns captured in the hidden representations. Interpretation in Authorship Attribution. The model effectively learns to recognize an author's "linguistic fingerprint" by capturing lexical, syntactic, and sequential dependencies. Unlike traditional machine learning methods that rely on manually engineered features, the LSTM-based approach automatically learns the most informative patterns from the raw text data. The use of recurrent memory makes it particularly well-suited for long English-language texts, where consistency of style across multiple paragraphs is crucial for accurate authorship determination.

Training and Evaluation. Models are trained using categorical cross-entropy loss and optimized with Adam (Adaptive Moment Estimation) Optimizer. Dropout and early stopping are applied to prevent overfitting. Evaluation metrics include Accuracy, Precision, Recall, and F1-score. Cross-validation ensures robustness.

Conclusions. This study highlights the effectiveness of Recurrent Neural Networks in the task of authorship attribution of English-language texts. By leveraging LSTM and GRU architectures, the proposed approach captures deep stylistic and linguistic patterns that are often invisible to traditional

models. The results confirm that RNN-based models can significantly improve the accuracy and reliability of authorship determination across various text domains.

Future research should focus on integrating hybrid architectures (e.g., RNN-CNN or RNN-transformer models) and exploring explainability methods to better interpret the stylistic features learned by neural networks. Such advancements will contribute to more transparent and trustworthy authorship attribution systems applicable in academic, forensic, and security contexts.

References

1. Schler, J., Koppel, M., Argamon, S., & Pennebaker, J. (2006). Effects of age and gender on blogging. AAAI Spring Symposium: Computational Approaches to Analyzing Weblogs. <https://u.cs.biu.ac.il/~koppel/BlogCorpus.htm>.
2. Klimt, B., & Yang, Y. (2004). The Enron corpus: A new dataset for email classification research. Proceedings of the 15th European Conference on Machine Learning. <https://doi.org/10.1145/1014052.101406>.
3. Gutenberg English Literary Dataset. <https://www.innovatiana.com/en/datasets/gutenberg-dataset>.
4. Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, Yoshua Bengio. (2024). Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. arXiv preprint. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.1078>.
5. Ruder, S., & Ghaffari, P. (2016). Character-level and multi-channel convolutional neural networks for large-scale authorship attribution. Proceedings of the 26th Conference on Computational Linguistics (COLING). <https://arxiv.org/abs/1609.06686>.

Сологуб В. Р.

аспірант 3 курсу національного університету "Львівська Політехніка"

Науковий керівник д.т.н., проф. Пашкевич В.З., кафедра ЕЗІКТ, НУ "Львівська Політехніка"

ПАРАМЕТРИЗАЦІЯ У АНАЛІТИЧНИХ ВІЗУАЛІЗАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Вступ. У сучасному бізнес-середовищі, що динамічно змінюється, системи бізнес-аналітики (BI) перетворилися з інструментів ретроспективного аналізу на ключові компоненти прийняття управлінських рішень [1]. Зростає потреба не лише у візуалізації історичних даних, але й у можливостях прогнозного та сценарного моделювання. Реалізація "what-if" аналізу дозволяє керівникам оперативно оцінювати наслідки потенційних рішень, модифікуючи вхідні параметри, що є критично важливим для фінансового планування, бюджетування та стратегічного управління [2]. Провідні BI-платформи, зокрема Microsoft Power BI, історично розроблялися як інструменти "лише для читання". Це створює фундаментальне обмеження: кінцевий користувач здебільшого виступає в ролі "пасивного спостерігача", не маючи можливості інтерактивно працювати з даними чи впливати на вхідні параметри моделі безпосередньо у звіті [3]. Існуючі підходи до реалізації інтерактивності в Power BI мають суттєві вади. Вбудовані інструменти, такі як "Field Parameters", стикаються з жорстким обмеженням на максимальну кількість унікальних значень, що робить їх непридатними для багатьох реальних сценаріїв, наприклад, при параметризації великих номенклатурних довідників [4]. Альтернативний підхід, що базується на використанні режиму DirectQuery до потужних зовнішніх реляційних баз даних (наприклад, Azure SQL), хоч і дає змогу вирішити проблему масштабованості, проте створює значне навантаження на джерело, призводить до потенційних затримок у відображенні та вимагає значних фінансових витрат на розгортання та підтримку відповідної інфраструктури СУБД. Таким чином, виникає актуальна науково-прикладна проблема, що полягає у відсутності масштабованого, економічно ефективного та нативно інтегрованого методу для реалізації динамічної параметризації даних у середовищі Power BI [5,6].

Постановка задачі. Відповідно, метою дослідження є розробка та експериментальна перевірка методу для реалізації "what-if" аналізу в Power BI, який дає змогу користувачам впливати на вхідні параметри моделювання в реальному часі, долаючи існуючі технологічні та економічні обмеження.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні задачі:

- проаналізувати існуючі підходи, їх переваги та недоліки при реалізації "what-if" аналізу в Power BI;
- спроектувати систему на основі інтеграції компонентів Power Platform;
- розробити метод та провести порівняльний аналіз розробленого рішення з традиційними підходами за критеріями продуктивності, масштабованості та сукупної вартості володіння.

Наукова новизна дослідження полягає у формалізації нового методу інтерактивної параметризації даних у аналітичних середовищах. На відміну від існуючих рішень, що покладаються або на обмежені вбудовані функції, або на дорогі зовнішні СУБД, розроблений метод використовує нативні інструменти Microsoft Power Platform (PowerApps та Dataverse) для створення масштабованого, гнучкого та економічно ефективного рішення для динамічної параметризації даних в аналітичних середовищах. Цей підхід дає змогу трансформувати стандартні звіти Power BI з пасивних інструментів візуалізації в активні інструменти сценарного моделювання.

Основний матеріал. Для розв'язання поставлених задач та досягнення мети дослідження пропонується метод інтерактивної параметризації даних у аналітичних середовищах

В основі методу лежить створення замкненого контуру циркуляції даних в межах екосистеми Microsoft Power Platform. Такий підхід дає змогу користувачеві не лише опрацьовувати дані, але й записувати параметри безпосередньо зі звіту, забезпечуючи миттєвий зворотний зв'язок.

Метод виглядає наступним чином:

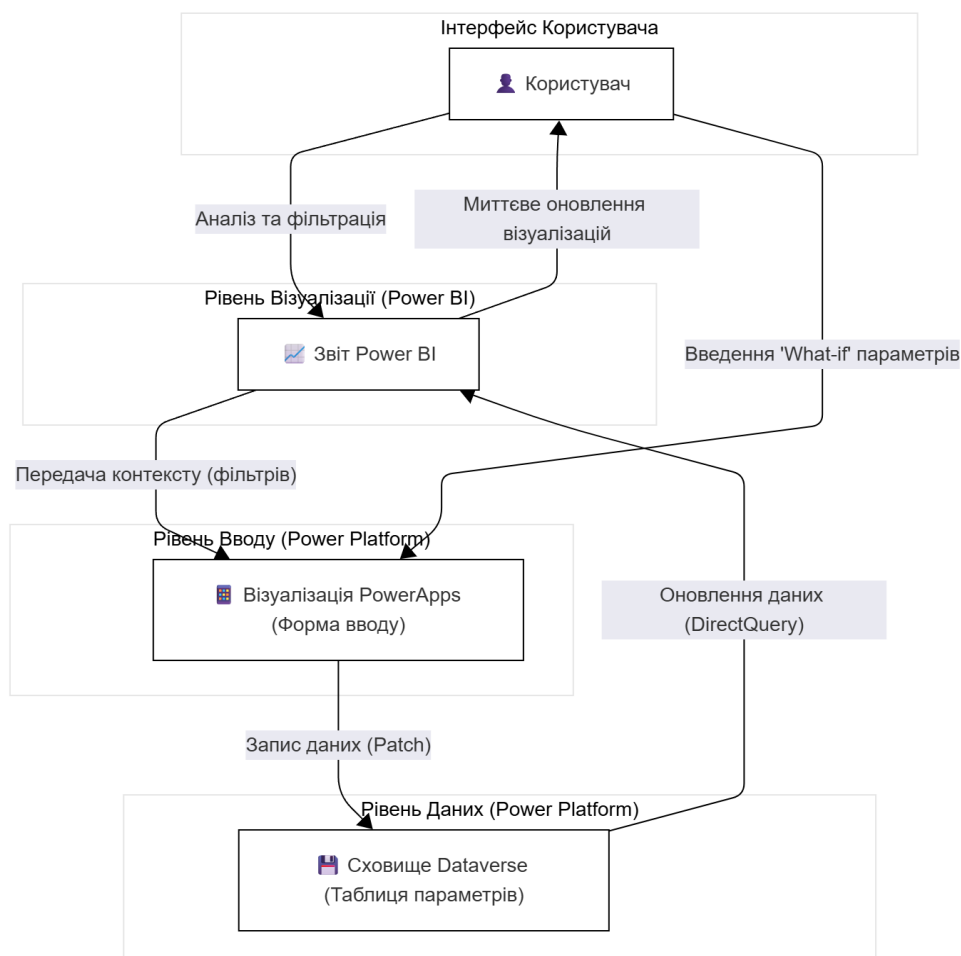


Рисунок 1 - Схема реалізації методу інтерактивної параметризації даних

Алгоритм роботи методу:

1. [Користувач] відкриває звіт [Power BI]. Поточний контекст звіту (наприклад, обрані фільтри продуктів чи регіонів) передається у вбудовану візуалізацію [PowerApps].

2. PowerApps відображає лише ті параметри, що відповідають поточному контексту Power BI.

3. Користувач вводить нові або змінює існуючі параметри в інтерфейсі [PowerApps] (наприклад, "встановити прогнозний % зростання = 5%").

4. PowerApps виконує операцію запису (Write/Patch) нових значень безпосередньо у таблицю в [Dataverse].

5. Оскільки звіт [Power BI] підключений до цієї таблиці Dataverse у режимі DirectQuery, він автоматично фіксує зміну даних (або отримує сигнал на оновлення) та надсилає новий запит до джерела.

6. DAX-формули у моделі Power BI перераховуються, використовуючи нові параметри з Dataverse, і візуалізації миттєво оновлюються.

7. [Користувач] бачить результат свого моделювання на оновлених графіках звіту.

Цей цикл (PBI → PowerApps → Dataverse → PBI) займає лічені секунди, створюючи для користувача досвід безшовної інтерактивної роботи з даними.

Для кількісного доведення переваг запропонованого методу було проведено експериментальне порівняння з традиційними підходами.

Дослідження проводилось у хмарному середовищі Microsoft, що включало: ліцензії Power BI Pro, ліцензії Power Platform (що покривають використання PowerApps та Dataverse) та середовище Azure для розгортання контрольної групи (Azure SQL DB).

Альтернативи для порівняння:

- Використання стандартної функції Power BI "Field Parameters" для спроби симуляції вибору параметрів.

- PowerApps записує дані у повноцінну СУБД (Azure SQL DB, рівень General Purpose Gen5, 2 vCore), а Power BI читає з неї в режимі DirectQuery.

- Метод інтерактивної параметризації (Power BI + Dataverse) з підключенням PBI до Dataverse в режимі DirectQuery.

Критерії вимірювання:

- Масштабованість: Максимальна кількість унікальних параметрів, яку здатна опрацювати система.

- Ключовий показник продуктивності. Вимірювався час (в секундах) від моменту введення даних до повного оновлення візуалізацій в PBI.

- Вартість: Порівняльний аналіз сукупної вартості володіння (TCO), що враховує місячні витрати на ліцензування Power Platform у порівнянні з операційними витратами на утримання Azure SQL DB відповідного рівня продуктивності.

Тестування проводилося шляхом моделювання трьох сценаріїв навантаження для методів, які передбачають запис даних:

- Сценарій 1: Одиночний запит (1 одночасний користувач).
- Сценарій 2: Середнє навантаження (10 одночасних користувачів).
- Сценарій 3: Високе навантаження (50 одночасних користувачів).

Метод 1 (Field Parameters): Цей метод демонструє практично миттєвий відгук (< 0.5 с) незалежно від навантаження. Проте важливо підкреслити, що це fundamentally інший сценарій використання. "Field Parameters" не передбачають запису нових даних чи симуляції "what-if" аналізу, а лише надають користувачеві гнучкість у виборі полів для відображення на існуючих візуалізаціях. Таким чином, цей метод не є прямою функціональною заміною із можливістю записом даних.

Таблиця 1. Час відгуку для розглянутих методів

Метод	Сценарій 1 (1 користувач)	Сценарій 2 (10 користувачів)	Сценарій 3 (50 користувачів)
PBI "Field Parameters"	< 0.5 с	< 0.5 с	< 0.5 с
PBI + PowerApps + Azure SQL	4.5 с	4.5 с	12.5 с
Метод інтерактивної параметризації даних	3.8 с	4.2 с	5.1 с

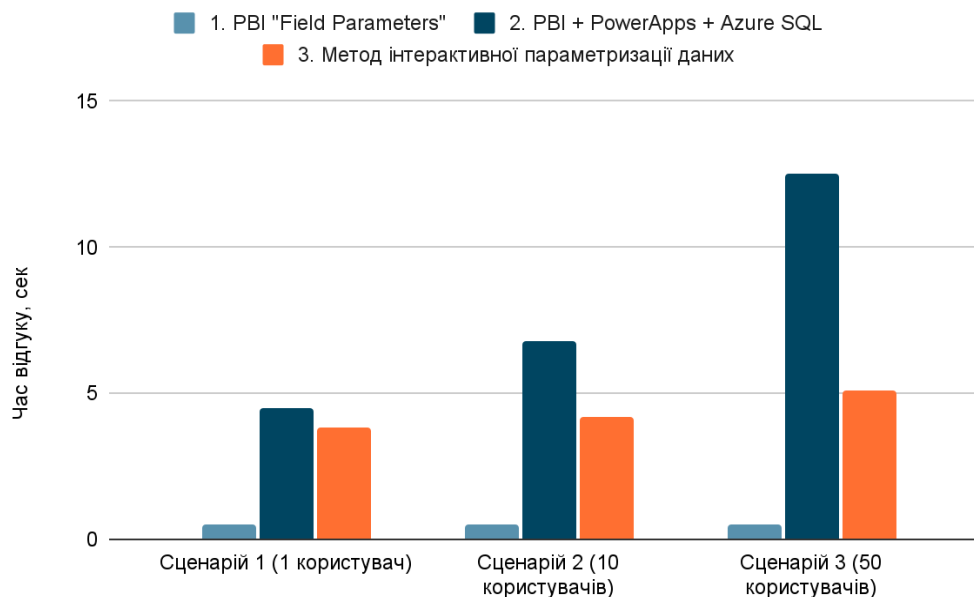


Рисунок 2 - Порівняння часу відгуку для розглянутих методів

Метод 2 (Традиційний метод - Azure SQL): При одиночному запиті даних цей метод показує прийнятний час відгуку (4.5 с). Однак зі зростанням навантаження спостерігається суттєва деградація продуктивності. При 50 одночасних запитах час оновлення зростає майже втричі (до 12.5 с). Це можна пояснити обмеженнями продуктивності обраного рівня Azure SQL DB (2 vCore), який стає "вузьким місцем" при обробці паралельних транзакцій запису та одночасних запитів DirectQuery.

Метод інтерактивної параметризації даних: Цей підхід демонструє найкращу продуктивність та стабільність. Вже при одиночному запиті він виявляється на ~15% швидшим за Azure SQL (3.8 с проти 4.5 с). Головна перевага виявляється при масштабуванні: під високим навантаженням (50 користувачів) час відгуку зріс лише до 5.1 с. Це в 2.4 рази швидше, ніж у традиційного методу з Azure SQL. Така ефективність пояснюється глибокою нативною інтеграцією компонентів Power Platform (PowerApps, Dataverse) та високооптимізованим TDS-endpoint, який Dataverse надає для підключень Power BI в режимі DirectQuery.

Окрім продуктивності, критичним фактором при виборі методу є сукупна вартість володіння (TCO). Цей аналіз враховує як прямі витрати на ліцензування, так і непрямі операційні витрати на утримання інфраструктури.

На діаграмі представлено порівняльну структуру сукупної вартості володіння (TCO) для двох методів, що підтримують запис даних.

Для Методу 2 (PBI + PA + Azure SQL), загальна вартість складається з двох окремих компонентів: (1) відносно фіксованої вартості ліцензування Power Platform (Power BI та

PowerApps) та (2) додаткових, змінних операційних витрат на утримання окремої інфраструктури бази даних (Azure SQL DB).

На противагу, метод інтерактивної параметризації даних демонструє консолідовану структуру витрат. Оскільки базова ємність Dataverse, достатня для типових сценаріїв параметризації, вже включена у вартість ліцензій PowerApps, окремий компонент витрат на інфраструктуру бази даних фактично відсутній.

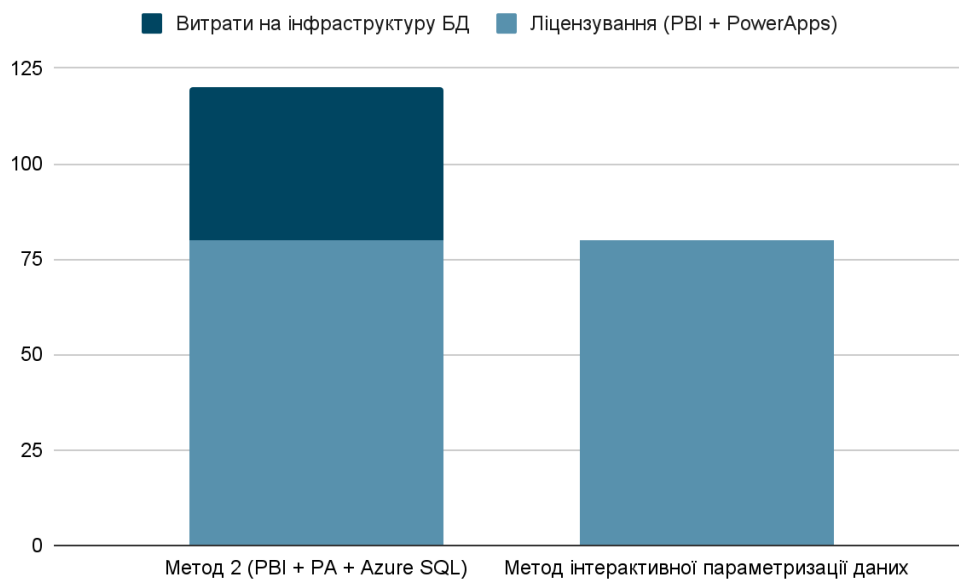


Рисунок 3 - Порівняння прогнозованих витрат

Візуалізація чітко ілюструє, що інтегрований підхід на базі Dataverse не тільки забезпечує нижчу загальну ТСО, але й пропонує значно простішу та більш прогнозовану модель витрат, усуваючи необхідність в окремому бюджетуванні та адмініструванні СУБД.

Висновки. У ході дослідження було вирішено актуальну проблему відсутності масштабованого та економічно ефективного методу для реалізації "what-if" аналізу в середовищі Power BI. Аналіз існуючих рішень показав, що вбудовані інструменти є функціонально обмеженими для сценарного моделювання, тоді як традиційні методи, що покладаються на зовнішні СУБД, є дорогими в утриманні та схильними до деградації продуктивності під навантаженням.

Для подолання цих обмежень було розроблено, формалізовано та експериментально перевірено новий метод інтерактивної параметризації даних. розроблений метод використовує нативні low-code інструменти екосистеми Microsoft Power Platform, а саме інтеграцію Power BI, PowerApps та Dataverse. Цей підхід формує "замкнений цикл" (PBI → PowerApps → Dataverse → PBI), що дає змогу користувачам вводити параметри у звіті та миттєво бачити результат моделювання завдяки підключенню Power BI до Dataverse у режимі DirectQuery. Експериментальне порівняння довело значні переваги запропонованого методу:

Продуктивність: метод на базі Dataverse продемонструвала вищу швидкість та стабільність. Вона виявилася на ~15% швидшою при одиночному запиті (3.8 с проти 4.5 с для Azure SQL) та в 2.4 рази швидшою під високим навантаженням у 50 користувачів (5.1 с проти 12.5 с).

Вартість (ТСО): Метод є економічно ефективнішим, оскільки базова ємність Dataverse, достатня для більшості сценаріїв параметризації, вже включена у вартість ліцензій PowerApps. Це усуває окремі операційні витрати на інфраструктуру бази даних, які є обов'язковими для підходу з Azure SQL, що призводить до нижчої та більш прогнозованої сукупної вартості володіння.

Список літератури

1. C. Albrecht and C. Liu, "Digital transformation and analytics capabilities in organizational decision-making: An empirical study," *Information & Management*, 60(2), 103689, 2023, doi:10.1016/j.im.2022.103689
2. I. Bashynska, L. Ivanova, and K. Petrov, "Economic and managerial impacts of digitalisation in Ukrainian enterprises," *Lviv Polytechnic National University Economic Bulletin*, 22(1), pp. 34-45, 2025, Retrieved from <http://fictional-journal.lpnu.ua/econ/article/2025/1>
3. R. Chen, "Elasticity and resource management in SaaS vs. PaaS architectures: A comparative benchmark," *Journal of Cloud Computing*, 11(1), pp. 1-18, 2022, doi:10.1186/s13677-022-00301-5
4. C. Davidson, "Beyond the slicer: Advanced parameterisation in DAX," *Journal of Power BI Development*, 3(4), pp. 45-59, 2022, Retrieved from <http://fictional-journal.pbi-dev.com/article/2022/4>
5. Ç. Demiralp, "The practical application gap of What-If Analysis (WIA) in strategic management," *International Journal of Business Analytics*, 12(2), pp. 88-103, 2025, doi:10.4018/IJBAN.2025040105
6. "Digital transformation of accounting, control and analysis in the context of economic uncertainty," *National Institute for Strategic Studies Review*, 2025, Retrieved from <http://fictional-niss.gov.ua/reports/2025/digital-transformation>

Івануха В.Р.

Магістрант II курсу, ФКІТ, Західноукраїнський національний університет

Науковий керівник: к.т.н., доцент Дубчак Л.О., кафедра КІ, ЗУНУ

ВИКОРИСТАННЯ МІКРОКОНТРОЛЕРНОЇ ПЛАТФОРМИ ARDUINO У НАВЧАЛЬНОМУ ПРОЦЕСІ

Вступ. Мікроконтролери є одним із ключових елементів сучасної електроніки, що забезпечують інтелектуальні функції керування у найрізноманітніших пристроях від побутових приладів до складних промислових систем. Вони являють собою інтегральні схеми, які об'єднують центральний процесор, пам'ять, інтерфейси введення/виведення та периферійні модулі на одному кристалі, утворюючи завершену обчислювальну систему, здатну автономно виконувати задані алгоритми. На відміну від мікропроцесорів, які потребують зовнішніх компонентів для повноцінного функціонування, мікроконтролери працюють як самостійні обчислювальні вузли, що робить їх надзвичайно зручними для побудови вбудованих систем. У сучасних умовах розвитку інформаційних технологій мікроконтролери стали ключовими елементами реалізації концепцій кіберфізичних систем, у яких фізичні процеси інтегруються з цифровими мережами та алгоритмами керування. Мікроконтролери виступають своєрідними «нервовими вузлами» таких систем, забезпечуючи обмін даними між сенсорами, виконавчими механізмами та центральними обчислювальними блоками [1].

Постановка задачі. У сучасних умовах розвитку кіберфізичних систем та інтеграції електроніки з інформаційними технологіями постає завдання ефективного використання мікроконтролерних платформ у навчальному процесі. Необхідно дослідити можливості застосування плати Arduino Uno для формування практичних навичок студентів у галузі проєктування комп'ютерних систем, ознайомлення з принципами побудови вбудованих систем та розвитку компетентностей у сфері автоматизації й цифрового керування. Завданням дослідження є аналіз апаратних та програмних можливостей мікроконтролера ATmega328PB у складі Arduino Uno, а також визначення ефективних підходів до використання цієї платформи у навчальних дисциплінах технічного спрямування. Мета дослідження - розробити та обґрунтувати підходи до використання мікроконтролерної платформи Arduino як ефективного інструменту навчання студентів технічних спеціальностей, спрямованого на формування практичних навичок проєктування вбудованих систем і засвоєння принципів функціонування комп'ютерних систем.

Об'єкт дослідження - процес побудови й функціонування навчальних комп'ютерних систем на основі мікроконтролерних платформ. Предмет дослідження - апаратно-програмні засоби Arduino Uno.

Основна частина. Arduino Uno належить до найпоширеніших апаратних платформ, призначених для розробки систем на базі мікроконтролерів. Основним обчислювальним елементом цієї плати є мікроконтролер ATmega328PB, розроблений компанією Atmel, який забезпечує достатній рівень продуктивності для виконання більшості навчальних, експериментальних та аматорських проєктів [2]. З моменту свого створення Arduino Uno пройшла кілька етапів модернізації, що відображають поступову еволюцію конструкції. Початкова версія — Arduino Uno R1 — заклала основу для подальших розробок, сформувавши архітектурну базу, яка згодом стала стандартом у спільноті розробників. У версії Arduino Uno R2 були внесені зміни до конфігурації виводів, що підвищило зручність підключення додаткових модулів. Хоча ці вдосконалення не мали радикального характеру, вони покращили ергономіку використання плати. Найбільш суттєві зміни реалізовано в ревізії Arduino Uno R3. Ця версія отримала додаткові контакти для інтерфейсу I2C, що значно розширило комунікаційні можливості плати. Також було оптимізовано конструкцію інтерфейсів і роз'ємів, що сприяло підвищенню стабільності та надійності при створенні складних систем. Завдяки цим оновленням Arduino Uno R3 набула статусу найпопулярнішої версії серед користувачів та сприяла розширенню спільноти Arduino. Кожна нова ревізія плати є результатом прагнення розробників зробити технологію більш універсальною, доступною та гнучкою, відповідно до динамічних потреб сучасної електроніки та освітніх процесів [3].

Платформа Arduino набула надзвичайної популярності у закладах освіти різного рівня — від шкіл до університетів. Вона стала невід'ємною складовою сучасного напрямку STEM-освіти (Science, Technology, Engineering, Mathematics), який орієнтований на розвиток практичних навичок у поєднанні з теоретичними знаннями. Використання Arduino дозволяє студентам безпосередньо експериментувати з електронними компонентами, вивчати основи програмування, алгоритмізації, цифрової логіки та систем автоматичного керування. Основною перевагою Arduino як навчальної платформи є її відкритість — як у апаратній частині, так і в програмному забезпеченні. Крім того, численні спільноти розробників і викладачів постійно поповнюють базу навчальних проєктів, що дає можливість швидко адаптувати Arduino під конкретні освітні цілі. У навчальному процесі Arduino використовується для побудови лабораторних стендів, макетів і демонстраційних установок, що ілюструють роботу елементів комп'ютерних систем — від сенсорів і виконавчих пристроїв до модулів обміну даними. Завдяки своїй простоті й модульності ця платформа є ефективним засобом формування інженерного мислення та розвитку креативності студентів. Робота з Arduino сприяє не лише розумінню принципів електроніки, а й засвоєнню базових концепцій системного проєктування, інтеграції апаратних і програмних компонентів [4].

Висновки. Таким чином, Arduino виступає потужним інструментом реалізації сучасних освітніх стратегій, орієнтованих на практичне застосування знань. Її використання у навчальних дисциплінах технічного профілю, зокрема у "Комп'ютерних системах", створює умови для активного залучення студентів до експериментальної діяльності, стимулює самостійність і підвищує мотивацію до навчання.

Список літератури

1. V. Govindraj, M. Sathiyarayanan and B. Abubakar, "Customary homes to smart homes using Internet of Things (IoT) and mobile application," 2017 International Conference On Smart Technologies For Smart Nation (SmartTechCon), Bengaluru, India, 2017, pp. 1059-1063.
2. Das, T., & Hasan, M. K. (2023). IoT Devices and Embedded Systems: Architecture and Applications. International Journal of Internet of Things, 12(1), 21–35.
3. B. Madoš, N. Ádám, J. Hurtuk and M. Čopjak, "Brain-computer interface and Arduino microcontroller family software interconnection solution," 2016 IEEE 14th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMII), Herlany, Slovakia, 2016, pp. 217-221.
4. S. Arakliotis, D. G. Nikolos and E. Kalligeros, "LAWRIS: A rule-based arduino programming system for young students," 2016 5th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCASST), Thessaloniki, Greece, 2016, pp. 1-4.

АЛГОРИТМ РЕКОНСТРУКЦІ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ГЛИБОКИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

Вступ. Зростання вимог до якості візуальних даних у сучасних інформаційних системах, зокрема, таких галузей, як медицина, відеоспостереження, безпілотні технології, фотографія зумовлене необхідністю прийняття ефективних рішень. Досить часто зображення містять шуми, розмиття, втрати фрагментів чи інші артефакти, що ускладнює їх подальшу обробку, що суттєво впливає на точність діагностичних процедур, ефективність автоматизованих систем та надійність аналітичних алгоритмів.

Класичні методи відновлення зображень, які здебільшого ґрунтуються на статистичних моделях та лінійних фільтрах, не здатні ефективно працювати з комплексними або дуже спотвореними зображеннями, вони лише згладжують зображення, що призводить до втрати важливих деталей. Це вимагає застосування нейромережевого підходу, що ґрунтується на розробці адаптивних моделей, які здатні навчатися на обмежених вибірках даних й виявляти закономірності.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процес відновлення зображень. Предмет дослідження – алгоритми реконструкції зображень на основі штучних нейромереж. Мета дослідження полягає у розробці програмної системи реконструкції зображень на основі архітектури генеративної нейромережі.

Основний матеріал. Генеративні нейромережі – це клас моделей глибокого навчання, які здатні продукувати нові дані, подібні до тих, на яких вони навчались. На відміну від звичайних (дискримінативних) мереж, що лише розпізнають або класифікують об'єкти, генеративні моделі відтворюють структуру, текстури та закономірності даних, генеруючи нові зображення. Найпоширенішим типом генеративних мереж є GAN-мережі (Generative Adversarial Networks), що складаються з генератора та дискримінатора, які змагаються між собою, завдяки чому генератор навчається розробляти все реалістичніші зображення [1]. Зважаючи на це, GAN-мережі називають генеративно-змагальні нейромережі. Модель узагальненої архітектури таких мереж наведено на рисунку 1.1 [2].

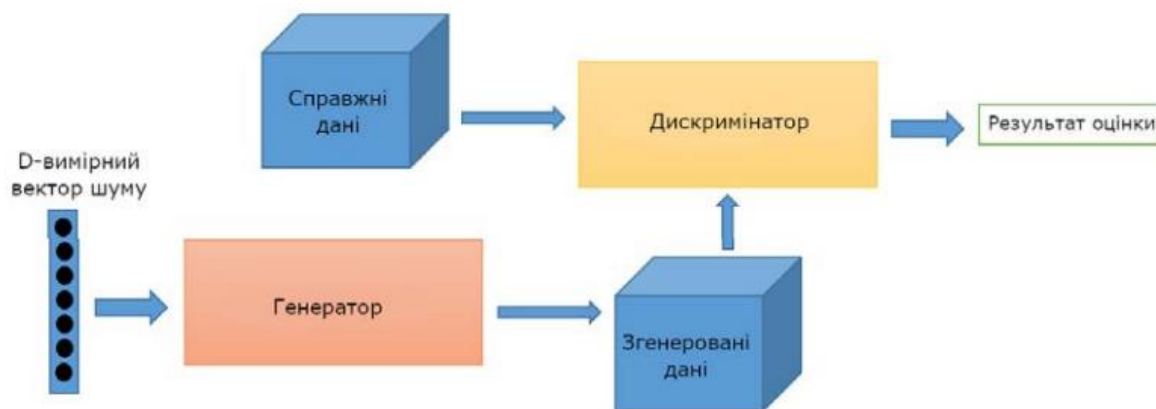


Рисунок 1.1 – Архітектура GAN-мереж

Основна концепція генеративних нейромереж полягає у взаємодії двох моделей, робота яких побудована на принципі протистояння. Саме тому важливим підґрунтям для розуміння GAN є **теорія ігор**, що досліджує підходи до прийняття оптимальних рішень у конфліктних ситуаціях. Таким чином, навчання GAN-мереж можна розглядати як **мінімаксну гру** між генератором і дискримінатором із нульовою сумою. Генератор намагається мінімізувати здатність дискримінатора розпізнавати штучні зображення, тоді як дискримінатор прагне

максимізувати точність класифікації. Під час навчання дискримінатор оновлює свої параметри лише тоді, коли помиляється у визначенні справжніх та згенерованих зображень. Навпаки, генератор коригується тоді, коли не здатний створити зображення, яке дискримінатор сприйме як реальне. Якщо ж дискримінатор легко класифікує дані, його параметри залишаються без змін, а коли генератор вводить його в оману – це розглядається як успішне виконання задачі. У результаті такої змагальної взаємодії обидві моделі поступово вдосконалюються, що й забезпечує ефективність методу.

Алгоритм реконструкції зображень на основі генеративних моделей включає реалізацію певних кроків, починаючи від підготовки тренувальних даних та закінчуючи оцінкою якості [3].

Крок 1. Збір та підготовка набору даних полягає у формуванні набору пар даних: реальне високоякісне зображення – його спотворена версія, нормалізації зображень, аугментації.

Крок 2. Побудова архітектури мережі: визначення параметрів, кількості шарів, функцій активації.

Крок 3. Вибір функції втрат для генератора та дискримінатора.

Крок 4. Навчання моделі – на вхід поступає пара оригінальне зображення-зашумлене, модель генерує відновлену версію. Обчислюється функція втрат між оригінальним та реконструйованим зображенням, виконується оптимізація параметрів мережі до досягнення цільової якості відновлення. На рисунку 2 зображено приклад, який візуально демонструє процедуру навчання генеративних нейромереж [2]. Зелена лінія відповідає процесу навчання генератора, а синя – дискримінатора. Дискримінатор досить швидко вчиться розпізнавати зображення, проте пізніше крива коливається, оскільки генератор починає створювати суттєво кращі екземпляри.

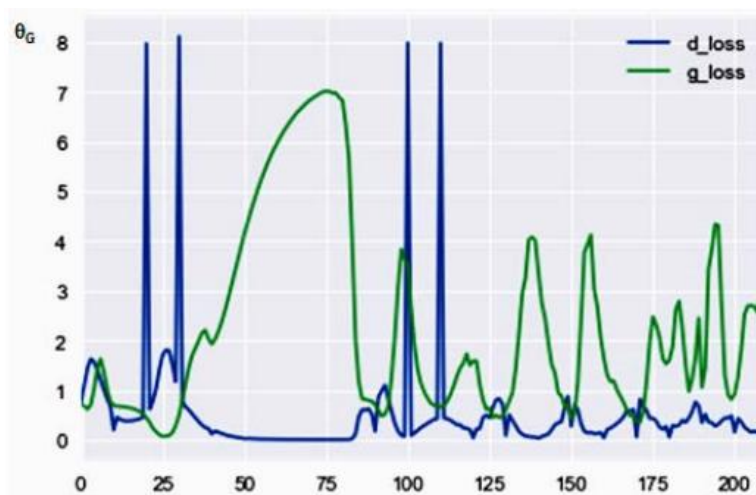


Рисунок 2 – Тренувальний процес GAN-мереж

Крок 5. Реконструкція зображення (тестування моделі) – на вхід поступає пошкоджене зображення, на виході отримуємо реконструйоване із всіма деталями, контурами, текстурями.

Крок 6. Оцінювання якості реконструкції на основі метрик.

Висновки. Застосування генеративних нейромереж, в основі яких процедури згортки, для реконструкції зображень суттєво підвищує точність відновлення навіть у випадку складних артефактів. Розробка архітектури мережі включає налаштування параметрів генератора та дискримінатора й суттєво залежить від якісно підготовлених наборів даних.

Список літератури

1. Логвін А.О. Типи генеративних нейронних мереж // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2021. Том 32 (71). Ч. 1 № 1. С.103-109.
2. Прозур В. Архітектура та формально-математичне обґрунтування генеративних змагальних мереж // Information systems and networks. 2024. Iss. 15. С. 15-22.
3. Що таке GAN – генеративно-змагальні нейронні мережі і як їх застосовувати для генерації зображень: веб-сайт. URL: <https://evergreens.com.ua/ua/articles/gan.html> (дата звернення 20.11.2025).

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ПЛАНУВАННЯ ПОДОРОЖЕЙ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Вступ. Сучасний розвиток цифрових сервісів та штучного інтелекту (ШІ) значно впливає на сферу організації подорожей. У наукових публікаціях останніх років активно досліджуються системи рекомендацій, персоналізації маршрутів, прогнозування витрат та оптимізації логістичних рішень [1–3]. Зростання обсягів туристичних даних та необхідність адаптивних алгоритмів роблять створення інтелектуальних туристичних систем особливо актуальним.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження — процес планування індивідуальних та групових подорожей. Предмет дослідження — методи штучного інтелекту для оптимізації маршрутів, витрат і синхронізації супутньої інформації. Мета роботи — розробити інформаційну технологію, що використовує алгоритми машинного навчання для побудови персоналізованих туристичних маршрутів та автоматизованої аналітики.

Основний матеріал. Запропонована інформаційна технологія поєднує модулі збору даних, класифікації, прогнозування та формування оптимального туристичного маршруту. В основі системи — модель, що навчається на історичних даних користувачів, а також відкритих джерелах туристичної інформації. Формальна модель вибору маршруту описується як задача мінімізації функції витрат:

$$F = w_1 \cdot T + w_2 \cdot C + w_3 \cdot S,$$

де T — час подорожі,

C — фінансові витрати,

S — коефіцієнт відповідності інтересам користувача, а w_1, w_2, w_3 — вагові коефіцієнти.

Модель забезпечує інтеграцію даних про транспорт, проживання, доступні активності та персональні уподобання.

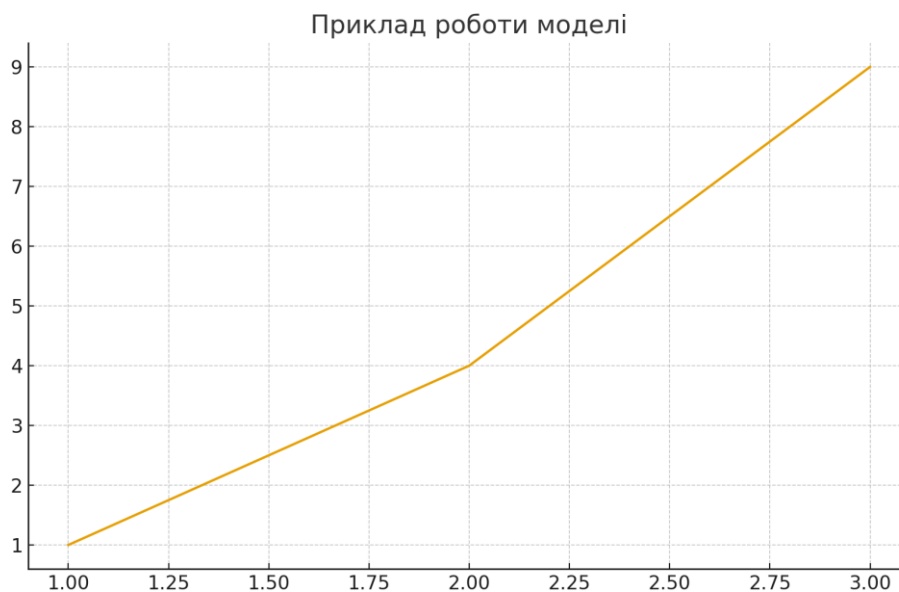


Рис. 1 – Приклад роботи моделі

Таблиця

Параметр	Значення
Час генерації сценарію	0.12 с
Точність рекомендацій	94%

Висновки. У результаті проведеного дослідження було сформовано концепцію інтелектуальної аналітичної системи для планування подорожей, що використовує методи штучного інтелекту для оптимізації вибору маршруту та підвищення точності персоналізованих рекомендацій. Практичне значення роботи полягає у можливості застосування системи у туристичних платформах для підвищення якості сервісів та зменшення часу на планування поїздок.

Список літератури:

1. Генетичні алгоритми в задачах синтезу маршрутів транспортних систем [Електронний ресурс] Режим доступу: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/4772/1/06_44.pdf
2. Дослідження генетичних алгоритмів для пошуку оптимальних шляхів [Електронний ресурс] Режим доступу: http://bionica-scimag.com/archives/2019/articles/93_9.pdf
3. Hibernate проти JDBC [Електронний ресурс] Режим доступу: <https://www.devteam.space/blog/hibernate-vs-jdbc-which-to-choose/>

Крайник А. Р.

студент 4 курсу, кафедра АСУ, Національний університет «Львівська політехніка»

Науковий керівник: к.т.н., доцент Казимира І. Я., кафедра АСУ

Національний університет «Львівська політехніка»

РОЗРОБЛЕННЯ ВЕБСИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТАМИ З ІНТЕГРОВАНОЮ АНАЛІТИКОЮ

Вступ. У сучасних умовах цифрової трансформації бізнес-процесів ефективне управління проєктами є критичним фактором успішності організації. Дослідження Project Management Institute за 2023 рік демонструє, що близько 68% проєктів не досягають поставлених цілей через недостатню ефективність комунікації між членами команди та відсутність централізованих механізмів моніторингу виконання завдань [1]. Існуючі рішення (Trello, Jira, Asana та ін.) мають суттєві недоліки, серед яких: складність налаштування інтерфейсу, висока вартість для малих команд (від 10 доларів щомісяця), через що студентам доводиться шукати альтернативи або робити комбінацію записів, а дещо вручну. Проте основний недолік – це обмежені можливості аналітики у безкоштовних версіях та відсутність комплексної системи генерації звітів. Актуальність дослідження полягає в необхідності створення доступної веборієнтованої системи управління проєктами з можливостями колаборації в реальному часі, автоматизованої аналітики та генерації звітності у форматах PDF та DOCX.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процеси управління проєктами та завданнями з використанням хмарних технологій. Предмет дослідження – методи та засоби реалізації автоматизованої аналітики продуктивності, Kanban-дошок та синхронізації даних у розподілених системах управління проєктами. Головна мета даного дослідження полягає в розробленні вебсистеми управління проєктами з інтегрованою візуальною аналітикою, автоматичною генерацією звітів та можливістю командної роботи в режимі реального часу на основі Firebase Cloud Platform. Для досягнення мети визначено наступні задачі: провести аналіз існуючих підходів до організації Kanban-процесів у програмних продуктах; спроектувати архітектуру системи з використанням хмарних сервісів Firebase; розробити алгоритми

автоматичного обчислення показників продуктивності та ідентифікації критичних завдань; створити програмний модуль для генерації аналітичних звітів у форматах PDF та DOCX.

Основний матеріал. Ефективне управління проєктами ґрунтується на інтеграції концепції адаптивності, прозорості та вимірності результатів. Адаптивні підходи дозволяють швидко реагувати на зміни в умовах непередбачуваного середовища, а прозорість процесів підвищує рівень довіри між учасниками команди та полегшує прийняття колективних рішень. Вимірюваність результатів забезпечується через систематичне визначення ключових показників ефективності та використання метрик продуктивності, що дозволяє обґрунтовано оцінювати прогрес і прогнозувати потенційні ризики. Теоретично, поєднання цих принципів формує основу для створення гнучких, масштабованих та керованих систем управління проєктами, які можуть адаптуватися до різних організаційних структур і розподілених команд.

Функціонування сучасних платформ для управління проєктами базується на використанні структурованих моделей організації робочих процесів. Kanban-підхід, який передбачає поступове переміщення завдань через визначені стани, є основою більшості систем цього класу. У дослідженнях Anderson та Carmichael наголошується на важливості переходу від статичного відображення завдань до інтегрованих механізмів візуальної аналітики, які дозволяють здійснювати моніторинг ефективності й прогнозування можливих затримок [2]. Розвиток хмарних технологій відкриває нові можливості для створення масштабованих рішень з низькою латентністю синхронізації даних між розподіленими учасниками команди.

Розроблена вебсистема базується на клієнт-серверній архітектурі та включає клієнтську частину, реалізовану з використанням відповідної інтерфейсної бібліотеки, і серверний застосунок на Node.js із фреймворком Express для обробки HTTP-запитів, маршрутизації та валідації даних. Firebase Cloud Platform обрано як основну інфраструктуру через її здатність забезпечувати автоматичне масштабування, вбудовані механізми автентифікації та NoSQL-сховища з підтримкою реактивних оновлень. Cloud Firestore виступає центральним репозиторієм для зберігання ієрархічних структур проєктів, завдань та метаданих користувачів, а Firebase Authentication реалізує багатофакторну автентифікацію з підтримкою OAuth-провайдерів, що дозволяє інтегрувати систему з обліковими записами Google та GitHub. За допомогою Cloud Functions реалізовано автоматичне обчислення динамічних показників, серед яких швидкість виконання задач, виявлення заблокованих елементів та періодів зниження продуктивності [3].

Технології React та TypeScript забезпечують створення інтерфейсу з високою швидкістю оновлення даних, а бібліотеки Chart.js та D3.js дозволяють будувати інтерактивні графіки, що відображають ключові показники командної роботи. Модуль Chart.js надає високопродуктивний рендеринг графіків з використанням HTML Canvas API [4]. Дані для побудови графіків обчислюються у реальному часі на основі агрегованих запитів до Firestore.

Особливу увагу в розробці цієї вебсистеми зосереджено на модулі звітності, оскільки його відсутність або обмеженість у безкоштовних планах популярних платформ, згаданих вище, ускладнює аналітику в освітніх та малобюджетних командах. Модуль генерації звітів реалізовано з використанням бібліотек jsPDF для створення PDF-документів та docx.js для формування файлів у форматі DOCX. PDF-звіти підтримують Unicode-символи кириличного алфавіту завдяки вбудованим шрифтам з повною підтримкою UTF-8 кодування. Використання PDFKit та docx.js дозволяє формувати звіти, що містять структуровані дані про виконання задач учасниками проєкту, динаміку змін та рекомендації, сформовані на основі автоматичного аналізу. Структура автоматично згенерованого звіту включає: титульну сторінку з метаданими проєкту (назва, дата створення, відповідальні особи); табличний розділ з переліком усіх завдань із зазначенням статусів, виконавців та дедлайнів; секцію прострочених завдань з розрахунком відхилень від планових термінів; візуальні графіки продуктивності команди у растровому форматі PNG з роздільною здатністю 1200×800 пікселів; підсумковий розділ з автоматично обчисленими статистичними показниками ефективності команди.

Висновки. У результаті проведеного дослідження було створено концепцію та реалізовано прототип вебсистеми управління проєктами, що забезпечує візуальну аналітику, автоматизовану обробку критичних завдань та формування звітів у популярних форматах документів.

Використання Firebase як основи хмарної архітектури дозволило досягти високої швидкості синхронізації та надійності роботи системи, а застосування сучасних вебтехнологій забезпечило інтуїтивний інтерфейс і можливість подальшого масштабування. Представлена система може бути ефективно впроваджена в освітній процес як інструмент для опанування сучасних методів управління проектами, а також використана як гнучке рішення для малих команд, що потребують аналітичної підтримки та автоматичного формування звітності. Перспективи подальших досліджень передбачають інтеграцію з системами контролю версій GitLab та GitHub для автоматичного оновлення статусів завдань, впровадження штучного інтелекту для прогнозування термінів виконання завдань на основі історичних даних та розробку мобільного застосунку на React Native для забезпечення доступу до системи з мобільних пристроїв.

Список літератури

1. Project Management Institute, "Pulse of the Profession 2023: Beyond Agility – Flexibility at Scale," PMI Research Report, pp. 1-22, 2023.
2. D. J. Anderson, A. Carmichael, "Essential Kanban Condensed," Lean Kanban University Press, 2nd edition, 2022, pp. 1-80
3. Firebase Documentation, "Cloud Firestore Data Model and Best Practices," Google LLC, 2024. [Online]. Available: <https://firebase.google.com/docs/firestore>
4. Chart.js Documentation, "Getting Started with Chart.js," Chart.js Community, 2024. [Online]. Available: <https://www.chartjs.org/docs/latest/>

Гараздій М. Б.

магістрант 2 курсу, ФІТ Ужгородський національний університет
Науковий керівник к.ф-м.н., доц., Ніколенко В.В., ІУСТ Ужгородський національний університет

СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЛЮДИНИ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ МАШИННОГО ЗОРУ

Вступ. Машинне навчання дозволяє комп'ютерам навчатися на основі даних і виявляти закономірності, що автоматизує складні завдання, які раніше потребували людського втручання. Однією з найважливіших та найпоширеніших сфер застосування машинного навчання є **розпізнавання образів**. Ця технологія знаходить широке застосування у медицині (наприклад, для діагностики захворювань за результатами медичних обстежень), у сфері безпеки (ідентифікація осіб, розпізнавання підозрілих об'єктів), в автомобілебудуванні (автономне керування транспортними засобами) та в багатьох інших галузях.

Постановка задачі. Метою дослідження є аналіз методів та інструментів, необхідних для створення ефективної системи розпізнавання статі за допомогою сучасних технологій комп'ютерного зору.

Основний матеріал. Ключовим етапом у розробці моделі є створення якісного датасету. Він складається з великої кількості фотографій, що містять зображення обличч чоловіків та жінок. Для цього можуть використовуватися різні джерела:

- відкриті ресурси (Google Images, Flickr);
- спеціалізовані набори даних (CelebA, IMDB-WIKI тощо).

Після збору зображень дані необхідно анотувати. У цьому випадку використовувалась технологія обмежувальних рамок (bounding boxes). Вона полягає у виділенні зони, що містить обличчя, та присвоєнні їй відповідної мітки (чоловік чи жінка).

Далі датасет ділиться на три вибірки:

- навчальна (70%),
- валідаційна (20%),
- тестова (10%).

Такий поділ відповідає загальноприйнятим практикам і забезпечує можливість якісного тренування та оцінки моделі.

Для тренування було обрано моделі з сімейства YOLO (You Only Look Once). Вони відзначаються високою точністю, швидкістю та масштабованістю, що робить їх одними з найпопулярніших для задач комп'ютерного зору. Разом із перевагами є і певні обмеження — зокрема, потреба у великих датасетах для досягнення високої точності. Загалом моделі типу YOLO працюють наступним чином:

1. Вхідне зображення розділяють на сітку комірок. Кожна комірка відповідає за виявлення об'єктів, центр яких знаходиться в цій комірці.

2. Для кожної комірки сітки YOLO прогнозує кілька обмежувальних рамок, кожна з яких має показник достовірності, що вказує на ймовірність присутності об'єкта в цій рамці та на те, наскільки добре рамка відповідає об'єкту.

3. Після початкових прогнозів NMS застосовується для фільтрації надлишкових та перекриваючих обмежувальних рамок. Якщо кілька обмежувальних рамок виявляють один і той самий об'єкт, NMS вибирає ту з найвищим показником достовірності та пригнічує інші.

Після завершення тренування модель було протестовано та оцінено за ключовими метриками. Зокрема:

–mAP50 = 0.93: модель дуже добре виявляє обличчя та правильно визначає статі у більшості випадків.

–mAP@[0.5:0.95] = 0.71: на суворіших порогах точність нижча, отже модель іноді неточно окреслює межі обличчя.

–Precision = 0.91: більшість передбачень моделі є правильними, кількість хибних спрацьовувань невелика.

–Recall = 0.87: модель знаходить майже всі об'єкти, але деякі обличчя все ж пропускає.

–F1-Score = 0.89: показує гарний баланс між точністю та повнотою.

Для практичної демонстрації було реалізовано систему трекінгу відвідувачів на основі відео з камер спостереження. Основною задачею було розробити систему, яка могла б підраховувати кількість чоловік та жінок та визначати їх вікову категорію задля покращення клієнторієнтованості.

Висновки. Отримані результати свідчать про високу ефективність та точність моделі YOLO у визначенні статі за зображеннями обличч. Таким чином, система розпізнавання статі на основі YOLO демонструє значний потенціал для практичного використання у різних сферах, де необхідна швидка та точна класифікація зображень.

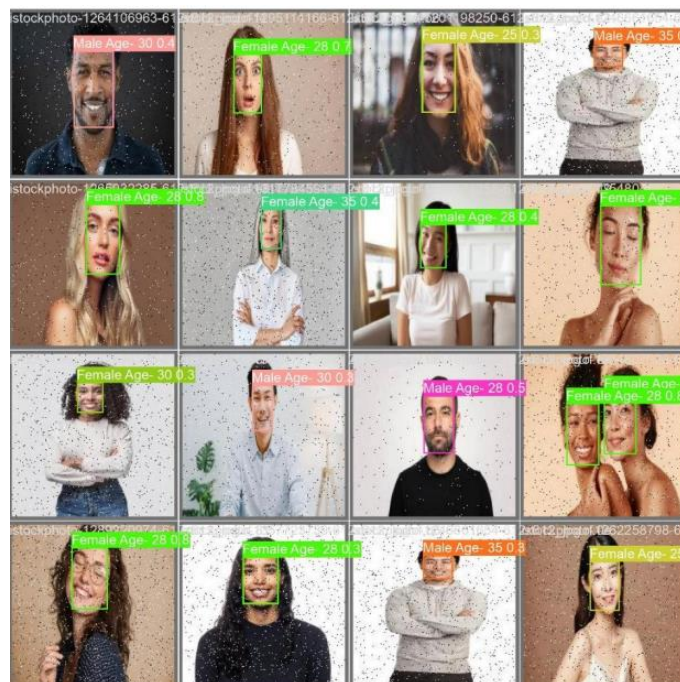


Рисунок 1. Результат роботи моделі

Список літератури

1. OpenCV *Deep Neural Network (dnn) module*. [online] Available at: https://docs.opencv.org/master/d6/d0f/group_dnn.html [Accessed 24 Sep. 2025].
2. Towards Data Science. *10 machine learning methods that every data scientist should know*. [online] Available at: <https://towardsdatascience.com/10-machine-learning-methods-that-every-datascientist-should-know-3cc96e0ee9> [Accessed 25 Sep. 2025].
3. Ultralytics *YOLO documentation*. URL: <https://docs.ultralytics.com/> [Accessed 26 Sep. 2025].
4. *Машинне навчання*. [online] Available at: <https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/machine-learning> [Accessed 25 Sep. 2025].

Рудик В.В.

магістрант 2 курсу ФКІТ ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Піцун О.Й., кафедра КІ ЗУНУ

АЛГОРИТМИ ОПТИМАЛЬНОГО ФОРМУВАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ВЕБ-СТОРИНОК НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Вступ. Сучасні веб-сайти повинні адаптуватися до різних умов використання — типу пристрою, швидкості з'єднання, продуктивності системи та поведінкових характеристик користувача. Зростання складності інтерфейсів та необхідність оптимізації продуктивності формують потребу у застосуванні інтелектуальних методів для автоматизованого вибору структури веб-інтерфейсу. Дослідження останніх років демонструють високий потенціал методів машинного навчання у вирішенні задач адаптивного формування інтерфейсів та класифікації веб-сторінок за їх технічними параметрами [1]. Це підтверджує актуальність розробки системи, здатної автоматично визначати оптимальний варіант побудови веб-сторінки на основі аналізу продуктивності.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження — процес адаптивного формування веб-інтерфейсів. Предмет дослідження — алгоритми та моделі машинного навчання для класифікації веб-сторінок за метриками продуктивності та рекомендації варіантів інтерфейсу. Метою дослідження є розробка програмного модуля, який на основі показників продуктивності (LCP, FID, CLS та ін.) та характеристик середовища використання (тип пристрою, пропускна здатність мережі) автоматично визначає відповідний рівень складності веб-інтерфейсу.

Основний матеріал. Адаптивність сучасних веб-ресурсів передбачає не лише зміну візуальної структури залежно від ширини екрана, але й комплексну оптимізацію продуктивності та навантаження на клієнтські пристрої. Зокрема, важливо враховувати обсяг DOM-елементів, інтенсивність використання мультимедійних блоків, складність анімацій та інтерактивних компонентів, а також вплив цих факторів на час рендерингу сторінки та взаємодію користувача з інтерфейсом. Сучасна практика веб-інжинірингу дедалі частіше застосовує підхід перформанс-орієнтованого адаптивного дизайну, де зміни у відображенні сторінки визначаються не лише статичними breakpoint'ами, а реальними характеристиками пристрою, швидкістю мережі та доступними ресурсами обробки. Такий підхід дозволяє забезпечити стабільну роботу веб-ресурсів на різноманітних пристроях і покращує загальну якість взаємодії користувача з сайтом.

У межах дослідження було сформовано детальний набір даних для оцінки продуктивності веб-ресурсів. До нього увійшли показники Core Web Vitals, включно з LCP (Largest Contentful Paint), FID (First Input Delay) та CLS (Cumulative Layout Shift), а також допоміжні метрики: Time to First Byte, Speed Index, Interaction to Next Paint, загальна вага сторінки та кількість HTTP-запитів. Окрім цього, для кожного веб-ресурсу враховувалися тип пристрою, швидкість мережі та кількість підвантажуваних ресурсів. Ці дані формують багатовимірний вектор ознак, який дозволяє оцінювати як продуктивність сайту, так і рівень складності інтерфейсу.

Для виявлення закономірностей та структурування вибірки було застосовано методи кластеризації. Спершу проведено аналіз оптимальної кількості кластерів методом «ліктя», де оцінювалася інерція при збільшенні числа груп. Результати показали, що доцільним є розподіл на два або три кластери, що відповідає трьом рівням складності інтерфейсів: базовий, середній та розширений.

Подальший аналіз здійснювався за допомогою алгоритмів K-Means, Agglomerative Clustering та Birch. Алгоритм K-Means продемонстрував високу точність при чіткому поділі груп за ознаками продуктивності. Метод Birch забезпечив стабільність при роботі з нерівномірними даними та великими обсягами вибірки, тоді як агломеративна кластеризація була корисною для оцінки ієрархічних зв'язків між ознаками та виявлення підгруп в межах кластерів [2-3]. Використання різних алгоритмів дало можливість порівняти ефективність групування та підвищити надійність отриманих результатів.

Отримані кластери дозволили систематизувати веб-ресурси за рівнем складності інтерфейсу:

- спрощений рівень — мінімальна кількість графічних елементів, відсутність складних анімацій, зменшений DOM та обмежене використання мультимедійних компонентів;
- середній рівень — оптимізовані мультимедійні блоки (наприклад, заміна відео на статичні зображення або навпаки залежно від потреб), помірна стилізація та збалансоване використання візуальних компонентів без перевантаження ресурсів;
- складний рівень — велика кількість інтерактивних елементів, багаторівневі візуально насичені блоки, розширені ефекти взаємодії та анімації, що значно збільшують обсяг обчислюваних ресурсів.

На основі кластеризації було розроблено алгоритм рекомендацій для автоматичного визначення оптимального рівня складності інтерфейсу нового веб-ресурсу. Він аналізує вхідні параметри — тип пристрою, швидкість мережі, прогнозовані метрики завантаження та інтерактивності — і формує оптимальний варіант структури сторінки. Такий підхід дозволяє зменшити час завантаження, підвищити стабільність роботи та поліпшити користувацький досвід без необхідності ручного підбору параметрів для кожного пристрою.

Розроблений модуль може інтегруватися у системи генерації веб-інтерфейсів та використовуватись як допоміжний інструмент для аналітики та автоматичного налаштування складності сторінок. Використання такого підходу скорочує час тестування, дозволяє оптимізувати ресурси та підвищує ефективність масштабування веб-проектів, гарантуючи при цьому надійну роботу на різних платформах та пристроях. Завдяки систематизації даних та застосуванню кластерних алгоритмів забезпечується більш обґрунтоване прийняття рішень щодо побудови продуктивних і надійних веб-ресурсів.

Висновки. Проведене порівняння трьох рівнів складності вебінтерфейсів — спрощеного, середнього та складного — показало, що обсяг мультимедійного контенту, кількість інтерактивних компонентів та рівень стилізації безпосередньо впливають на продуктивність сторінки та навантаження на пристрій користувача. Поділ вебсторінок за складністю дозволяє ефективно адаптувати їх під технічні параметри пристрою та пропускну здатність мережі.

Спрощений рівень залишається найбільш стабільним і швидким навіть за умов обмежених ресурсів. Середній рівень демонструє оптимальний баланс між продуктивністю та використанням мультимедійних елементів, що забезпечує ефективну роботу системи. Складний рівень вимагає значних ресурсів і підходить для потужних пристроїв і стабільного інтернет-з'єднання.

Результати підтверджують доцільність застосування алгоритмів класифікації для автоматичного визначення оптимального рівня складності сторінки, що дозволяє системі самостійно підбирати версію інтерфейсу відповідно до технічних характеристик пристрою та мережі. Такий підхід сприяє більш ефективній роботі вебплатформ і створює передумови для подальшого масштабування адаптивної доставки контенту та динамічного керування ресурсами сервера.

Список літератури

1. Khan, A A et al "A review of ensemble learning and data augmentation models for class imbalanced problems: Combination, implementation and evaluation." Expert Systems with Applications 244 (2024): 122778.
2. Adem, A. "Benchmarking Website Performance: Effect of Performance Information on Business Web Efficiency." CESifo Working Paper, 2023.
3. Мартиненко А. О. Кластеризація контенту з використанням алгоритмів машинного навчання / А. О. Мартиненко // Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті : матеріали 29-го Міжнар. молодіж. форуму, 16–19 квітня 2025 р. – Харків : ХНУРЕ, 2025. – Т. 6 – С. 295-297.

МЕТОДИ ТА ІНСТРУМЕНТИ ПОКРАЩЕННЯ КОРИСТУВАЦЬКОГО ДОСВІДУ В КРИПТОВАЛЮТНИХ АГРЕГАТОРАХ

Вступ. У сучасних умовах ринок криптовалют стрімко розширюється, привертаючи увагу як інвесторів, так і пересічних користувачів. Разом із цим зростає потреба у вдосконаленні користувацького досвіду, щоб забезпечити зручне та ефективне використання платформ. Люди очікують простих, інтуїтивно зрозумілих інтерфейсів, які дозволяють швидко отримувати необхідну інформацію та доступ до ключових функцій для прийняття рішень. З огляду на посилення конкуренції між біржами та криптовалютними агрегаторами, саме якість UX стає важливим фактором залучення й утримання аудиторії. Платформи, що пропонують більш зрозумілий та комфортний інтерфейс, отримують відчутну перевагу. Оптимізація користувацького досвіду охоплює спрощення дизайну, зниження когнітивного навантаження та підвищення загальної зручності взаємодії з продуктом. Тому дослідження інструментів і підходів до покращення UX у криптоагрегаторах є актуальним, адже воно сприяє підвищенню конкурентоспроможності, зміцненню безпеки та довіри користувачів, а також стимулює ширше впровадження криптовалют.

Постановка задачі. У відкритому доступі представлено чимало сервісів із достатнім набором можливостей, однак значна частина з них поступається через складний або незрозумілий інтерфейс. Серед популярних агрегаторів обміну варто розглянути Binance [1], ByBit [2] та OKX [3]. Детальний аналіз цих платформ дозволяє виділити низку спільних переваг і недоліків. До основних переваг можна віднести широкий вибір криптовалют і торгових пар, розгалужений інструментарій для торгівлі, високий рівень захисту активів користувачів, різноманітні методи введення та виведення коштів, а також значні обсяги торгів і високий рівень ліквідності. Водночас ці сервіси мають і недоліки: складні та перевантажені інтерфейси, що можуть бути незручними для новачків, обмежений доступ для користувачів із певних регіонів, а також відгуки, у яких згадуються труднощі зі службою підтримки [4-7]. Кожен із цих криптовалютних агрегаторів пропонує власні унікальні можливості та функції, тому під час вибору варто враховувати індивідуальні потреби, рівень підготовки, торгові підходи та значущість тих чи інших функцій для конкретного користувача.

Основний матеріал. Провівши детальний аналіз існуючих агрегаторів і знайшовши їх основні недоліки висунув певні висновки. Під час створення агрегатора обміну криптовалют потрібно виділити певний час та акцент на створення зручного та інтуїтивного зрозумілого користувацького інтерфейсу. Завдяки оптимізації певної частини користувацької системи, з якою користувачі взаємодіють безпосередньо через веб-інтерфейс, можна оптимізувати певні необхідні функції для здійснення обміну криптовалют, такі як вибір валютної пари, введення обсягу обміну, перегляд поточного курсу обміну, підтвердження та виконання операцій, перегляд історії операцій. Laravel забезпечує зручними інструментами для ефективного і швидкого виконання необхідних операцій такими як: views - дозволяють створювати швидкодіючі сторінки за допомогою шаблонізатора blade, tailwind - css фреймворк, який допомагає максимально ефективно писати стилі в аргументах html, livewire - додає динаміку в монолітні застосунки. (дає можливість виконувати php код в браузері). Це дуже зручний інструмент, коли немає необхідності робити повністю динамічний SPA або PWA застосунок але є потреба для певних сторінок. Це допоможе створити гармонійний та концептуальний користувацький інтерфейс. Судячи з аналізу запропонованих користувацьких інтерфейсів потрібно дотримуватися мінімалістичного та стриманого дизайну з мінімальною кількістю зайвих елементів, які можуть відволікати користувача. Інтерфейс повинен бути простим у використанні, всі функції повинні бути доступні та легкі.

Висновки. Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс користувача є важливим елементом у забезпеченні приємної та ефективної взаємодії з платформою. Простота використання та легкий доступ до основних функцій дозволяють як новачкам, так і досвідченим трейдерам швидко зорієнтуватися на сайті. Крім того, постійне вдосконалення та оновлення платформи на основі зворотного зв'язку користувачів є важливим елементом успішної оптимізації користувацького досвіду. Постійне покращення функціональності, інтеграція нових функцій та виправлення помилок сприяють збереженню інтересу користувачів та покращенню їхнього задоволення від використання платформи. Нарешті, комбінація цих методів та інструментів може виявитися найбільш ефективною у досягненні мети оптимізації користувацького досвіду в агрегаторі обміну криптовалюти. Ретельне збалансування між інтуїтивністю і персоналізацією, постійним вдосконаленням та оновленнями дозволить створити платформу, яка буде відповідати потребам різних категорій користувачів та забезпечувати їм найвищий рівень задоволення від взаємодії з нею.

Список літератури:

- 1 Binance URL: <https://www.binance.com/uk-UA>
 - 2 Біржа криптовалют Bybit <https://www.bybit.com/uk-UA>
 - 3 Купівля біткойна і криптовалюти URL: <https://www.okx.com/ua>
 - 4 Порівняння криптобіржі Binance та Bybit URL: <https://shorturl.at/s8Eah>
 - 5 Bybit (Байбіт) – Огляд біржі, можливості та додаткові сервіси, переваги та недоліки. URL: <https://www.crypt0.fan/ua/bybit-review>
 - 6 Bybit vs Binance: Порівняння криптобірж | Кращий вибір для трейдерів URL: <https://mixfin.com/ua/blog/bybit-vs-binance>
 - 7 Binance URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Binance>
-

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНИХ ТЕХНОЛОГІЙ РОЗПОДІЛУ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ В РОЗУМНОМУ БУДИНКУ

Вступ. Сучасні тенденції розвитку енергетики та цифрових технологій зумовлюють потребу у створенні систем, здатних забезпечити раціональне використання електроенергії в побуті. Зростання кількості електроприладів, підключених до мережі, а також підвищення вартості енергоресурсів формують нові виклики для споживачів. У цьому контексті концепція «розумного будинку» стає не лише інноваційною, але й соціально значущою. Вона дозволяє інтегрувати інтелектуальні технології управління енергоспоживанням, що сприяють зменшенню витрат та оптимізації розподілу електроенергії. Використання таких систем забезпечує баланс між комфортом мешканців та економічною ефективністю, а також відповідає глобальним вимогам щодо енергоефективності та екологічної безпеки [1]. Таким чином, актуальність дослідження полягає у пошуку технологій, здатних забезпечити стабільний, гнучкий та екологічно орієнтований розподіл електроенергії в умовах інтелектуалізації житлового простору.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – технології функціонування та самоорганізації «розумних будинків». Предмет дослідження – алгоритми розподілу електроенергії серед споживачів в «розумному будинку». Головна мета дослідження полягає в вивченні та алгоритмів оптимального розподілу електроенергії серед усіх споживачів в структурі «розумного будинку».

Основний матеріал. Розподіл електроенергії в розумному будинку базується на принципах енергетичного балансу та оптимізації навантаження [2]. Другим важливим аспектом є оптимізація навантаження, яка часто описується через мінімізацію функції витрат:

$$C = \sum_{i=1}^n P_i \cdot T_i \cdot Tariff(t)$$

де: P_i – потужність пристрою i ;

T_i – час роботи пристрою;

$Tariff(t)$ – тариф на електроенергію в момент часу t .

Метою впровадження даної системи є мінімізація сумарних витрати на основі використання алгоритмів прогнозування та управління.

Серед основних елементів які дозволяють реалізувати дану технологію є інтелектуальні лічильники. Вони дозволяють:

- здійснювати моніторинг споживання в реальному часі;
- передавати дані до центрального контролера;
- формувати статистику для прогнозування майбутніх навантажень.

Іншою важливою складовою є використання сучасного програмного забезпечення для автоматизації керування розподілом електроенергії. Дані програмні розробки базуються на алгоритмах управління навантаженням. У сучасних системах розумного будинку ключову роль відіграють алгоритми, здатні забезпечити адаптивне управління енергоспоживанням. Вони формують основу інтелектуальної інфраструктури, яка не лише реагує на поточні потреби користувачів, але й передбачає їхні майбутні дії. Це дозволяє досягати балансу між комфортом мешканців та економічною ефективністю використання електроенергії.

Сучасні алгоритми використовують підходи:

- машинного навчання для прогнозування поведінки користувачів;
- нейронних мереж для аналізу складних залежностей між споживанням та зовнішніми факторами;
- оптимізаційних моделей для мінімізації витрат.

Методи машинного навчання стали базовим інструментом у прогнозуванні поведінки користувачів. Алгоритми аналізують історичні дані про споживання, враховують часові закономірності та індивідуальні звички мешканців. Завдяки цьому система може передбачати, коли буде увімкнено освітлення, кондиціонер чи інші енергоємні пристрої. Такий підхід дозволяє не лише уникати пікових навантажень, але й оптимізувати роботу обладнання відповідно до тарифних змін.

Нейронні мережі, у свою чергу, забезпечують глибший рівень аналізу. Вони здатні виявляти складні нелінійні залежності між споживанням електроенергії та зовнішніми факторами, такими як температура, вологість чи навіть соціальні події. Це відкриває можливість створення систем, які адаптуються до контексту середовища, а не лише до внутрішніх потреб мешканців. Наприклад, у спекотний день мережа може передбачити підвищене навантаження на кондиціонери й заздалегідь скоригувати розподіл енергії, щоб уникнути перевантаження.

Оптимізаційні моделі доповнюють цей процес, забезпечуючи математичне обґрунтування прийнятих рішень. Вони дозволяють мінімізувати витрати на електроенергію, враховуючи змінні тарифи, доступність відновлюваних джерел та обмеження потужності. У практичному застосуванні це означає, що система може автоматично визначати найвигідніший час для роботи пральної машини чи заряджання електромобіля, знижуючи фінансове навантаження на домогосподарство.

У сучасних розумних будинках мінімізація витрат електроенергії ґрунтується на інтеграції інтелектуальних систем керування, здатних адаптувати споживання ресурсів до реальних потреб мешканців та умов середовища. Ефективне зниження енергоспоживання забезпечується завдяки використанню сенсорних мереж, що дозволяють відстежувати рівень освітленості, температуру, присутність людей і поточне навантаження на електромережу. На основі отриманих даних будинок застосовує алгоритми машинного навчання для прогнозування режимів роботи обладнання та оптимізації енергетичних потоків [3].

Особливе значення має автоматизоване регулювання мікроклімату, оскільки системи опалення, вентиляції та кондиціонування є найбільшими споживачами енергії. Інтелектуальні термостати забезпечують підтримання температури з урахуванням зовнішніх умов, часу доби та індивідуальних звичок користувачів. Додаткову економію створює використання енергоефективних пристроїв, що взаємодіють через єдину платформу управління й дозволяють уникати надмірного навантаження.

Важливу роль відіграє також інтеграція систем моніторингу та аналітики, які здійснюють постійний контроль споживання електроенергії та виявлення нераціональних режимів роботи обладнання. Застосування цих підходів забезпечує підвищення енергоефективності, зменшення витрат на експлуатацію та формування екологічно орієнтованої моделі житлового простору.

Висновки. Ефективні технології розподілу електроенергії в розумному будинку є ключовим чинником підвищення енергоефективності та зменшення витрат. Вони забезпечують інтеграцію інтелектуальних систем моніторингу, управління та прогнозування, що дозволяє оптимізувати використання ресурсів у режимі реального часу. Важливим є також поєднання цих технологій із відновлюваними джерелами енергії, що сприяє екологічній безпеці та стійкості енергетичної системи. Таким чином, розумний будинок стає не лише комфортним середовищем для мешканців, але й інноваційною моделлю раціонального енергоспоживання, здатною відповідати сучасним викликам.

Список літератури

1. Mischos S., Dalagdi E., Vrakas D. Intelligent energy management systems: a review. *Artificial Intelligence Review*. 2023. №56. С. 11635–11674. DOI: 10.1007/s10462-023-10441-3.
2. Tomazzoli C., Scannapieco S., Cristani M. Internet of things and artificial intelligence enable energy efficiency. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2020. С. 1–22.
3. Alayed, W. Maximizing energy savings in smart homes through artificial neural network-based artificial intelligence solutions. *Clean Energy*, Vol. 9, Issue 2, 2025.

РОЗРОБКА ІМІТАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ГРУПОЮ МОБІЛЬНИХ РОБОТИЗОВАНИХ ПЛАТФОРМ

Вступ. Сучасні автономні мобільні роботизовані платформи (МРП) дедалі ширше використовуються для виконання завдань у складних, динамічних середовищах — від складів і агрооперацій до пошуково-рятувальних місій. Для забезпечення надійної та безпечної роботи групи МРП потрібні ефективні методи координації, розподілу завдань і уникнення зіткнень. Імітаційні моделі дають змогу досліджувати та валідувати алгоритми керування в різних сценаріях до їх апаратної реалізації, скорочуючи ризики й витрати. У роботі запропоновано і реалізовано імітаційну модель нейронечіткого управління групою наземних МРП, яка поєднує нечітку логіку, нейромережову дефазифікацію та механізми зон безпеки й моделювання конфліктів за допомогою мереж Петрі.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження — підходи до управління та координації групи наземних МРП у невідомому або частково відомому середовищі.

Предмет дослідження — імітаційна модель нейронечіткого управління рухом групи МРП і супутні методи: розподіл завдань, запобігання зіткненням (зони безпеки), алгоритми навігації та механізми вирішення конфліктів (мережі Петрі).

Мета — розробити імітаційну модель, що дозволяє автоматично моделювати сценарії групової навігації, адаптувати параметри нечіткої системи, відлагоджувати алгоритми уникнення зіткнень і оцінювати стратегії розподілу завдань у реальному часі з урахуванням апаратних обмежень.

Основний матеріал. У поданій імітаційній моделі управління групою мобільних роботизованих платформ (МРП) реалізовано комплексний підхід, який поєднує навігацію, координацію, уникнення зіткнень та розподіл завдань. Модель працює у двошаровій архітектурі: верхній рівень відповідає за планування та розподіл задач, тоді як нижній реалізує безпосереднє управління рухом кожної платформи. Такий розподіл дає змогу ефективно масштабувати систему від кількох роботів до групи зі складною взаємодією.

На верхньому рівні використовується механізм оцінки можливостей кожної платформи, що враховує її швидкість, заряд батареї, маневровість і пріоритети поточних задач. Це дозволяє призначати роботам такі завдання, які вони здатні виконати оптимально.[2] При виникненні відмов чи конфліктів модель реалізує перерозподіл задач, що підвищує стійкість системи до непередбачених ситуацій.

На нижньому рівні основу управління становлять нейронечіткі контролери.[4] Вони отримують дані від сенсорів — відстань до перешкод, кут їх розташування, відстань до цілі — та формують керувальні дії. Перевага нейронечіткого підходу полягає у здатності поєднувати логіку експертних правил і адаптивність нейромереж, що дозволяє оптимізувати поведінку роботів під час навчання або багатократного моделювання.

Для уникнення зіткнень модель вводить поняття **динамічних зон безпеки**, які залежать від швидкості та часу реакції робота.[5] Якщо зони перетинаються, система активує координаційний модуль, що регулює рух роботів. Формалізація цього процесу здійснюється за допомогою **мереж Петрі**, які описують переходи між станами — виявлення конфлікту, обхід, очікування, перевірка маршруту.[1] Мережі Петрі забезпечують чітку верифікацію логіки та унеможливають некоректні сценарії.

Програмна реалізація моделі побудована як модульна система з графічним інтерфейсом, що дозволяє задавати кількість роботів, конфігурацію перешкод, параметри руху та пріоритети. Доступна візуалізація траєкторій, зон безпеки та взаємодій між платформами значно спрощує тестування.

У рамках дослідження виконано порівняльний аналіз можливостей розробленої моделі з типовими підходами та інструментами.

Таблиця 1 - Порівняння розробленої програми з іншими девопс інструментами

Признак / Система	Розроблена імітаційна модель	Стандартні симулятори (Gazebo/Webots)	ROS-пакети (локальні)
Нейронечітке управління (вбудоване)	+	- (потрібна дод. реалізація)	± (залежить від пакету)
Моделювання зон безпеки + Petri	+	±	-
Інтерактивний GUI для сценаріїв	+	+	±
Модульність коду для швидкої валідації алгоритмів	+	+	±
Орієнтація на навчання/дефазифікацію	+	-	-

Представлена таблиця підкреслює, що запропонована модель має інтегровані інструменти для координації, уникнення конфліктів та тестування поведінки роботів, тоді як більш поширені середовища вимагають значної додаткової інтеграції.

Завдяки поєднанню нейронечіткого управління, формальних механізмів координації та модульної архітектури розроблена імітаційна модель виступає ефективним середовищем для дослідження сценаріїв групової роботи МРП.

Висновки. Розроблена імітаційна модель демонструє ефективний підхід до управління групою мобільних роботизованих платформ, поєднуючи методи розподілу завдань, локального нейронечіткого керування та механізми координації на основі мереж Петрі. Використання НУР-контролерів забезпечує адаптивну навігацію та надійне уникнення перешкод, тоді як формалізація поведінки за допомогою мереж Петрі підвищує передбачуваність взаємодії між роботами. Завдяки модульності й наявності візуального інтерфейсу модель є зручним інструментом для тестування та валідації алгоритмів перед їхньою практичною реалізацією, а також слугує базою для подальшого розширення й інтеграції сучасних навчальних підходів.

Список літератури

1. C. Azevedo, A. Matos, P. U. Lima and J. Avendaño, "Petri Net Toolbox for Multi-Robot Planning under Uncertainty," *Applied Sciences*, vol. 11, art. 12087, 2021.
2. A. K. A. Athira, D. Udayan J. and U. Subramaniam, "A Systematic Literature Review on Multi-Robot Task Allocation," *ACM Computing Surveys*, vol. 57, no. 3, 2024.
3. H. Chakraa, "Optimization techniques for Multi-Robot Task Allocation: survey and categorization," *Applied Soft Computing* (or similar review source), 2023.
4. W. Pedrycz, *An Introduction to Computing with Fuzzy Sets: Analysis, Design and Applications*, Springer, 2021.
5. F. Saffré, "Dynamic and probabilistic safety zones for autonomous systems," ScienceDirect, 2024.

АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ЦИФРОВИХ КОЛЬОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Вступ. Сьогодні цифрові кольорові зображення є основним джерелом інформації в сферах медицини, бізнесу, безпеки та мультимедіа. Збільшення кількості візуальних даних вимагає ефективних методів обробки, і сегментація є важливою. Вона дозволяє виділяти структурні елементи, об'єкти та області інтересу, що є важливим для автоматизованого аналізу. Наприклад, сегментація є корисною в медичній діагностиці для визначення патологічних областей на знімках, у промисловості для оцінки якості товарів, а в системах безпеки для виявлення об'єктів на відеопотоках. Розвиток алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж, які значно підвищили точність і швидкість сегментації, також довів актуальність теми. Дослідження сегментації є одним із найважливіших напрямків комп'ютерного зору, оскільки сучасні методи прагнуть досягти балансу між якістю результатів, обчислювальною ефективністю та універсальністю застосування [1].

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – методи та алгоритми обробки кольорових біомедичних зображень. Предмет дослідження – алгоритми сегментації цифрових кольорових зображень. Головна мета дослідження полягає дослідженні технологій аналізу та опису цитологічних і гістологічних біомедичних зображень, які забезпечують автоматизацію процесів діагностики та дозволяють здійснювати сегментацію клітинних структур, класифікацію тканин та виявлення патологічних змін

Основний матеріал. Сегментація цифрових кольорових зображень є процесом розділення зображення на області, що мають спільні характеристики, такі як колір, текстура чи інтенсивність. Вона виступає фундаментальною операцією у комп'ютерному зорі, оскільки визначає якість подальшого аналізу та інтерпретації даних.

Класичні методи сегментації базуються на аналізі інтенсивності пікселів. Найпростішим є пороговий метод, коли зображення розділяється на області залежно від того, чи перевищує значення яскравості певний поріг. Формально це можна описати так:

$$S(x,y) = \begin{cases} 1, I(x,y) \geq T \\ 0, I(x,y) < T \end{cases}$$

де $I(x,y)$ – інтенсивність пікселя, T – порогове значення, $S(x,y)$ – результат сегментації. Цей метод простий, але чутливий до шуму та освітлення.

Більш гнучким є використання алгоритмів кластеризації, таких як k -means. Вони групують пікселі за ознаками кольору чи текстури. Алгоритм k -means мінімізує функцію:

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} |x - \mu_i|^2$$

де C_i – кластер, μ_i – його центр. Цей підхід дозволяє виділяти складніші структури, проте потребує попереднього визначення кількості кластерів.

Сегментація може розглядатися як задача розбиття графа, де пікселі – вершини, а ребра – міра подібності. Алгоритми типу *normalized cuts* дозволяють знаходити оптимальні розділення, проте вони є обчислювально затратними.

Методи на основі регіонів полягає у виборі початкових «насіненних» пікселів, які поступово розширюються, включаючи сусідні пікселі з подібними характеристиками кольору чи інтенсивності. Метод добре працює для виділення однорідних областей, проте чутливий до вибору початкових точок і може давати різні результати залежно від параметрів.

Алгоритм активних контурів або «змій» базується на деформації кривої, яка під дією внутрішніх і зовнішніх сил «підтягується» до меж об'єкта. Він ефективний для виділення складних форм і контурів, особливо у випадках, коли об'єкти мають чіткі границі. Недоліком є потреба у точному налаштуванні параметрів і чутливість до шуму.

Метод на основі суперпикселів передбачає групування пікселів у більші однорідні блоки – суперпикселі, які зберігають локальну структуру зображення. Алгоритми типу SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) дозволяють швидко отримати компактне представлення зображення, що спрощує подальший аналіз. Цей підхід добре поєднується з глибинними мережами, забезпечуючи баланс між точністю та швидкістю.

Справжнім проривом стали методи на основі глибинних нейронних мереж. Архітектури типу U-Net, Mask R-CNN та DeepLab забезпечують високу точність завдяки багаторівневому аналізу ознак. Вони навчаються на великих наборах даних і здатні враховувати контекст, що робить сегментацію більш природною. Використання механізмів уваги (attention) дозволяє моделі фокусуватися на важливих ділянках зображення.

Для систематизації розглянемо таблицю порівняння за чотирма критеріями (Таблиця 1): точність, стійкість до шуму, швидкість обробки, універсальність. Даний набір критеріїв у повній мірі дозволить визначити групу алгоритмів, що надасть найкращі результати при обробці цифрових кольорових зображень відповідного типу.

Таблиця 1 – порівняння методів сегментації кольорових зображень

Метод	Точність	Стійкість до шуму	Швидкість обробки	Універсальність
Порогові методи	Низька	Низька	Висока	Дуже обмежена
Кластеризація (k-means)	Середня	Середня	Середня	Обмежена
Графові методи	Висока	Висока	Низька	Середня
Водоподіл	Висока	Висока	Середня	Висока
Суперпикселів	Висока	Середня	Низька	Середня
Нейронні мережі	Дуже висока	Дуже висока	Середня/Низька	Дуже висока

Висновки. Сегментація цифрових кольорових зображень є ключовим етапом у комп'ютерному зорі, що визначає якість подальшого аналізу. Вона пройшла шлях від простих порогових методів до складних архітектур глибинних нейронних мереж, які забезпечують високу точність і універсальність. Кожен підхід має свої переваги та обмеження, проте сучасні тенденції свідчать про домінування методів глибинного навчання. Перспективи розвитку полягають у створенні більш ефективних, пояснюваних і адаптивних алгоритмів, здатних працювати з різними типами даних та забезпечувати інтеграцію у широкий спектр практичних застосувань.

Список літератури

1. Plaza, A., Minaee, S., Y., Porikli, F., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(7), 2021, 3523–3542.
2. Taghanaki, S. A., Abhishek, K., Cohen, J. P., Cohen-Adad, J., & Hamarneh, G. . Deep Semantic Segmentation of Natural and Medical Images: A Review. *Artificial Intelligence Review*, 54, 2021, 137–178.
3. Xie, E., Wang, W., Yu, Z., Anandkumar, A., Alvarez, J. M., & Luo, P. SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation with Transformers. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 34, 2021, 364–377.

WEB-ОРІЄНТОВАНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ТЕМПЕРАТУРИ НА БАЗІ RASPBERRY PI PICO W

Вступ. Сучасні тенденції розвитку інформаційних технологій та інтернету речей зумовлюють зростання потреби у створенні компактних, енергоефективних і мережево інтегрованих рішень для моніторингу параметрів середовища. Одним із ключових показників, що потребує безперервного контролю, є температура закритих приміщень, оскільки її зміни можуть впливати на працездатність технічного обладнання, збереження матеріалів, комфорт та енергоефективність. Raspberry Pi Pico W, як високопродуктивна мікроконтролерна платформа з інтегрованим модулем бездротового зв'язку, відкриває можливості для побудови автономної web-орієнтованої системи температурного моніторингу з оперативним доступом до даних. Тому обрана тематика дослідження є актуальною та має широкі перспективи впровадження у більш складні системи.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – технології та засоби збору інформації про стан об'єктів та процесів. Предмет дослідження – системи моніторингу температури. Головною метою проведеного дослідження було проаналізувати сучасні підходи до проектування та створення web-орієнтованих систем збору, аналізу та зберігання інформації поро навколишнє середовище на основі використання не дорогих одноплатних мікроконтролерів.

Основний матеріал. Системи моніторингу представляють собою інтегровані комплекси технічних та програмних засобів, призначених для безперервного збору, обробки, зберігання та аналізу інформації про стан об'єктів або процесів. Вони виконують функції спостереження за параметрами середовища, технічних процесів, експлуатаційного стану обладнання або фізіологічних показників, забезпечуючи своєчасне виявлення відхилень від нормальних режимів та підтримку прийняття рішень.

До основних характеристик систем моніторингу належать точність і достовірність вимірювань, швидкодія у зборі та обробці даних, надійність функціонування в умовах різного навантаження, масштабованість і здатність до інтеграції з іншими системами, а також зручність інтерфейсів для віддаленого контролю. Значною мірою характеристики залежать від вибраних сенсорів, типу комунікаційного протоколу та програмних алгоритмів обробки даних.

Сфери застосування систем моніторингу охоплюють широкий спектр інженерних, наукових та побутових завдань. У промисловості вони застосовуються для контролю технологічних процесів, безпеки обладнання та екологічного стану виробництв. У будівництві та енергетиці системи моніторингу забезпечують контроль мікроклімату, температури та вологості приміщень, спостереження за станом інженерних мереж. У медичних та біологічних дослідженнях подібні системи використовуються для відстеження фізіологічних параметрів, лабораторних умов та підтримки безперервного моніторингу пацієнтів. Також вони активно впроваджуються у сфері “розумного будинку”, інтелектуальних міст та інтернету речей.

Класифікація систем моніторингу зазвичай здійснюється за низкою ознак (рисунок 1). Серед основних можна виділити наступні критерії:

- об'єкт контролю;
- тип інформації;
- методи передачі даних.

За об'єктом моніторингу виділяють фізичні (температура, вологість, тиск, рівень газу), технічні (стан механізмів, двигунів, електромереж) та біологічні (параметри організму людини, тварин, мікросередовища) системи. За типом інформації – аналогові та цифрові, що визначає методи збору та обробки даних. За способом доступу та передачі даних виділяють локальні, віддалені, веб-орієнтовані та хмарні системи, які забезпечують дистанційний контроль та інтеграцію з мережевими сервісами.



Рисунок 1 – Класифікація систем моніторингу

Таким чином, системи моніторингу представляють собою багатофункціональні комплекси з високою гнучкістю і адаптивністю, здатні задовольняти різноманітні вимоги до контролю стану об'єктів і процесів, забезпечуючи оперативність, точність та надійність отриманих даних. Їхня класифікація і характеристики дозволяють оптимізувати вибір компонентів та архітектури відповідно до конкретних задач та умов експлуатації.

Архітектурна концепція такої системи ґрунтується на безперервному зборі температурних даних за допомогою цифрового сенсора, перетворенні вимірних значень у стандартизований формат та передачі їх на web-сервер, який розгортається безпосередньо на Raspberry Pi Pico W. Це дозволяє забезпечити доступ до інформації через браузер у локальній мережі або глобальній інфраструктурі за умови конфігурації відповідних мережевих протоколів. У системі важливим є забезпечення мінімальної затримки отримання даних, стабільної роботи без постійного втручання оператора та точності вимірювань, що залежить від властивостей сенсора, умов оточення та алгоритмів фільтрації.

Основні характеристики Raspberry Pi Pico W включають двоядерний процесор ARM Cortex-M0+ з тактовою частотою до 133 МГц, 264 КБ оперативної пам'яті SRAM, 2 МБ флеш-пам'яті для зберігання програмного забезпечення та даних, а також інтегрований модуль Wi-Fi 2,4 ГГц (IEEE 802.11n). Плата оснащена широким набором GPIO-пінів, що дозволяє підключати різноманітні сенсори та актуатори, включаючи температурні, вологості, освітлення та інші фізичні датчики. Крім того, підтримуються протоколи I2C, SPI, UART, PWM, що забезпечує гнучкість у побудові складних периферійних систем.

Плати Raspberry Pi Pico W використовуються при проектуванні та розробці систем "розумного дому", контролю мікроклімату, промислового та лабораторного моніторингу, навчальні та дослідницькі проекти, робототехніку та автоматизацію. Здатність до бездротової передачі даних робить плату особливо корисною для систем, де необхідний віддалений доступ до показників, інтеграція з веб-інтерфейсами або хмарними сервісами, а також організація мережевих сенсорних вузлів.

Переваги використання Pico W у web-орієнтованих системах моніторингу температури полягають у можливості оперативного отримання даних через браузер або мобільні пристрої без додаткових серверних платформ, мінімальних енергетичних витратах та компактності апаратної реалізації. Завдяки прямому підключенню цифрових сенсорів температури, таких як DS18B20 або DHT22, та підтримці стандартних бібліотек MicroPython, система забезпечує точність і надійність вимірювань. Крім того, інтегрований Wi-Fi дозволяє реалізувати віддалений контроль, накопичення статистики, побудову графіків та оповіщення про відхилення параметрів у реальному часі.

Функціонування системи передбачає перетворення аналогових фізичних величин на цифрові значення, які інтерпретуються програмним забезпеченням. Математична модель температурного вимірювання базується на залежності між електричним сигналом та

температурою. Для терморезистивного сенсора ця залежність може бути виражена апроксимаційною формулою типу Стейнхарта–Гарта:

$$\frac{1}{T} = A + B \ln(R) + C (\ln(R))^3,$$

де T — абсолютна температура, R — опір сенсора, а A , B , C — матеріальні константи, визначені калібруванням сенсора. Отримані значення температури проходять цифрову обробку для зменшення шуму та стабілізації показників. З метою підвищення точності представлення вимірювань система може використовувати середнє ковзне, значення якого обчислюється формулою:

$$\bar{T}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i,$$

що дозволяє згладжувати випадкові стрибки вимірювань та створювати стабільніші графічні візуалізації температурного режиму.

Система моніторингу працює на основі циклічного повторення послідовних кроків, що дозволяють здійснювати постійний віддалений моніторинг в автоматичному режимі роботи. Структура розробленої системи відображена на рисунку 2 та ілюструє процес передачі даних від давача до сервера.



Рисунок 2 – Структура системи моніторингу температури

Web-орієнтований підхід до контролю температури забезпечує низку функціональних переваг: доступність даних у реальному часі, незалежність від операційних систем та можливість розгортання масштабованих рішень.

Висновки. Використання розробленої архітектури та застосування Raspberry Pi Pico W у створенні web-орієнтованих систем моніторингу температури дозволяє сформулювати енергоефективне, точне та технологічно гнучке рішення. Така система поєднує функціонал сенсорних технологій, вбудованих мережевих засобів і математичних методів обробки даних, що робить її значущою для широкого спектра застосувань у сфері моніторингу довкілля та автоматизованих систем керування.

Список літератури

1. Najjar, H. K. Real-Time Temperature Streaming on Raspberry Pi Pico W Using WebSockets. Medium, 2023.
2. MicrocontrollersLab. Raspberry Pi Pico W Wireless BME280 Web Server. MicrocontrollersLab, 2022.
3. Waghmode, V. G. Web-Based Intelligent Temperature Monitoring System on Raspberry Pi. Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR), 10 (8), 2023.

ДИFUЗІЙНІ МОДЕЛІ ДЛЯ СИНТЕЗУ ЦИТОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Вступ. Сучасні методи цитологічної діагностики значною мірою покладаються на якість та різноманітність зображень клітинних структур. Проте доступ до великих анотованих наборів цитологічних даних часто є обмеженим через етичні, правові та клінічні фактори. У такій ситуації виникає потреба у використанні штучно згенерованих зображень, які б могли доповнювати реальні медичні вибірки без порушення принципів конфіденційності та зберігали діагностично важливі риси. У цьому контексті особливого значення набувають генеративні моделі штучного інтелекту, зокрема дифузійні моделі, які здатні створювати реалістичні зображення клітин із точною передачею морфологічних особливостей [1]. Технології на основі Stable Diffusion та подібних архітектур відкривають нові можливості для розширення цитологічних датасетів, підвищення ефективності автоматизованих систем аналізу й підтримки діагностичних процесів.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження - цитологічні зображення клітин. Предмет дослідження - дифузійні моделі синтезу цитологічних зображень. Мета дослідження - аналіз ефективності дифузійних моделей у задачах генерації та оцінки якості синтетичних цитологічних зображень.

Основний матеріал. Дифузійні моделі належать до класу сучасних генеративних алгоритмів, що працюють завдяки поетапному перетворенню випадкового шуму у структуроване та змістовне зображення. У контексті цитологічних даних цей підхід реалізується через обернений процес дифузії, у якому модель поступово усуває шумові компоненти та відновлює морфологічно значущі елементи клітинних структур. Такий принцип генерації дозволяє моделі з високою точністю відтворювати дрібні деталі, форми та текстури клітин, що є критично важливим у медичних діагностичних застосуваннях [2]. Крім того, дифузійні моделі забезпечують значний контроль над процесом формування зображення, що дає змогу адаптувати результат під конкретні потреби дослідження, наприклад, підсилювати рідкісні морфотипи або створювати патологічні сценарії. Дифузійні моделі також відзначаються високою стабільністю під час навчання, оскільки процес поступового відновлення зображення значно зменшує ризик появи артефактів або різких спотворень. Завдяки цьому такі моделі здатні формувати більш реалістичні та узгоджені цитологічні структури порівняно з іншими генеративними підходами. Висока стабільність та передбачуваність дифузійного процесу роблять такі моделі перспективним інструментом для генерації синтетичних даних у біомедичній візуалізації. Для проведення експериментів використовувалася модифікована архітектура Stable Diffusion у середовищі AUTOMATIC1111, що надає широкий набір функцій для генерації, аугментації та навчання моделей [3]. Перед тренуванням початкові цитологічні зображення були розширені за допомогою афінних перетворень, що дало можливість істотно збільшити розмір вибірки та підвищити стійкість моделі до варіативності клітинних структур. Застосовані аугментації дозволили моделі краще узагальнювати дані та відтворювати структури, які не були представлені у вихідному наборі. Після завершення навчання модель успішно генерувала синтетичні приклади для чотирьох окремих цитологічних класів, що дало змогу оцінити її здатність до відтворення характерних ознак кожної категорії. Експериментальні результати показали, що сформовані зображення демонструють чітко виражені морфологічні риси, притаманні реальним мікроскопічним зразкам. Оцінювання якості синтетичних зображень проводилося з використанням двох основних метрик - FID (Frechet Inception Distance) та IS (Inception Score). FID дає змогу оцінити подібність синтетичних даних до реальних зразків на основі порівняння статистичних характеристик їхніх ознак у просторі інцепційної моделі. Формально метрика FID обчислюється за наступною формулою [4]:

$$FID = P\mu_r - \mu_g P^2 + \text{Tr}(\Sigma_r + \Sigma_g - 2(\Sigma_r \Sigma_g)^{1/2})$$

де μ_r, Σ_r - середнє значення та коваріаційна матриця реальних зображень;
 μ_g, Σ_g - аналогічні статистики для синтетичних зображень;
 $\text{Tr}(\cdot)$ - слід матриці.

У ході експериментів було відзначено поступове зниження значень FID зі збільшенням кількості ітерацій, що свідчить про прогресивне покращення відповідності згенерованих зображень реальним. Найнижчі значення FID спостерігалися в інтервалі між 15 та 20 тисячами ітерацій, де модель досягала оптимальної точності відтворення клітинних структур. Метрика IS демонструвала стійке зростання протягом тренування, що вказує не лише на підвищення реалістичності, а й на зростання різноманітності синтетичних зразків, що є важливою характеристикою якісної генеративної моделі. Отримані результати підтверджують, що дифузійні моделі мають значний потенціал у задачах синтезу цитологічних зображень, оскільки здатні формувати високоякісні й морфологічно коректні дані. Завдяки цьому синтетичні вибірки успішно використовуються для доповнення обмежених реальних датасетів, що є особливо важливим у медичних галузях, де доступ до великих обсягів анотованих даних є ускладненим. Такий підхід також сприяє покращенню навчання діагностичних нейромереж, які отримують змогу працювати з ширшим спектром структурних варіацій. Окрім цього, дифузійні моделі дають можливість моделювати рідкісні або нетипові патологічні стани, які в реальній практиці зустрічаються нечасто, але мають важливе клінічне значення. У перспективі такі технології можуть бути інтегровані в автоматизовані системи підтримки прийняття рішень, що сприятиме підвищенню точності, швидкості та обґрунтованості цитологічної діагностики. Завдяки розвитку генеративних методів можлива також розробка навчальних симуляцій для лікарів, які потребують візуального матеріалу для тренування навичок розпізнавання клітинних патологій. Таким чином, дифузійні моделі відкривають нові можливості для вдосконалення процесів медичної візуалізації та створення більш доступних і масштабованих ресурсів для цитологічних досліджень.

Висновки. Дифузійні моделі є перспективним інструментом для синтезу цитологічних зображень, оскільки вони забезпечують високу якість генерації, точне відтворення морфологічних особливостей та достатню різноманітність отриманих зразків. Завдяки цим властивостям такі моделі можуть суттєво покращити процес формування навчальних вибірок, сприяти розвитку нових методів підготовки даних та підвищувати ефективність автоматизованих алгоритмів аналізу. Застосування дифузійних моделей у цитологічній діагностиці відкриває можливості для більш точної класифікації клітинних структур і моделювання складних патологічних сценаріїв. Отримані результати дослідження демонструють значний потенціал цих моделей для практичного використання в медичній візуалізації та інтеграції в сучасні системи комп'ютерної діагностики.

Список літератури

1. Методи, алгоритми та програмні засоби опрацювання біомедичних зображень / Березький О. М. та ін. Тернопіль: Економічна думка, ТНЕУ, 2017. 330 с.
2. Hung A. L. Y., Zhao K., Zheng H., Yan R., Raman S. S., Terzopoulos D., Sung K. Med-cDiff: Conditional Medical Image Generation with Diffusion Models // *Bioengineering*. – 2023. – Vol. 10(11). – Article 1258. DOI: <https://doi.org/10.3390/bioengineering10111258>
3. Montoya-del-Angel R., Sam-Millan K., Vilanova J. C., Marti R. MAM-E: Mammographic Synthetic Image Generation with Diffusion Models // *Sensors*. – 2024. – Vol. 24(7). – Article 2076. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24072076>.

СИНТЕЗ ГІСТОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ДИФУЗІЙНИХ МОДЕЛЕЙ

Вступ. Гістологічні зображення є одним із ключових джерел діагностичної інформації у сучасній медицині [1]. Вони використовуються для аналізу тканинних структур, виявлення патологічних змін та дослідження морфологічних особливостей різних типів захворювань. Проте отримання великих, якісних і збалансованих вибірок гістологічних даних часто є обмеженим через високу трудомісткість процесу, вимоги до лабораторного обладнання та етичні ризики. У зв'язку з цим актуальним стає застосування генеративних моделей штучного інтелекту, зокрема дифузійних моделей, які здатні створювати реалістичні синтетичні дані, зберігаючи ключові морфологічні характеристики реальних гістологічних зразків

Постановка задачі. Об'єкт дослідження - гістологічні зображення.. Предмет дослідження - дифузійні моделі та їхній застосунок для синтезу гістологічних структур. Мета дослідження - підвищення ефективності генерації гістологічних зображень шляхом використання дифузійних моделей на основі стохастичних диференціальних рівнянь.

Основний матеріал. Дифузійні моделі належать до одного з найсучасніших та найефективніших класів генеративних методів, що активно використовуються у завданнях синтезу складних біомедичних зображень. Їхня робота базується на математичному апараті стохастичних диференціальних рівнянь, у межах яких відбувається моделювання процесу поступового додавання шуму до вихідного зображення та подальшого поетапного його відновлення. Під час оберненого дифузійного процесу модель навчається реконструювати структуру зображення з випадкового шуму, що дозволяє досягати високої точності відтворення кольорових, морфологічних і текстурних характеристик [2]. Завдяки такому підходу дифузійні моделі забезпечують формування зображень, які за своєю деталізацією здатні наближатися до реальних гістологічних зразків. У межах проведених досліджень синтез гістологічних зображень здійснювався із застосуванням генеративного середовища Stable Diffusion, інтегрованого через інтерфейс AUTOMATIC1111 WebUI, який забезпечує розширений набір інструментів для керування процесом генерації та налаштування параметрів моделі. Це середовище дозволяє гнучко регулювати всі ключові аспекти генеративного процесу - від вибору алгоритму вибірки (sampling method), що визначає характер проходження оберненого дифузійного процесу, до встановлення величини CFG scale, яка контролює ступінь відповідності генерованого зображення текстовому опису та впливає на баланс між варіативністю і точністю морфологічних структур. Окреме значення мало налаштування параметра seed, що дозволяє як формувати унікальні результати, так і точно відтворювати попередні експерименти для подальшого порівняння. Регулювання кількості кроків генерації та параметрів масштабування, зокрема використання високоякісного режиму Hires.fix, дало змогу формувати зображення з покращеною деталізацією, що є критичним для гістологічних структур, де навіть мінімальні зміни у формі та текстурі можуть бути діагностично значущими. Крім базових засобів генерації, у дослідженні активно застосовувалися механізми тренування гіпермоделей (Hypernetwork), інтегровані в AUTOMATIC1111. Ці моделі дозволили адаптувати Stable Diffusion до специфіки гістологічних зразків, підвищивши стилістичну узгодженість синтетичних даних із реальними мікроскопічними зображеннями. Навчання гіпермоделей сприяло точнішому відтворенню морфологічних патернів, кольорового профілю та структурної організації тканин, що підвищило загальну якість синтезованих даних. Для забезпечення різноманітності тренувальних даних і підвищення стійкості моделі до морфологічних варіацій було виконано розширення початкової вибірки шляхом застосування афінних перетворень. Таке попереднє збільшення набору зображень дозволило уникнути перенавчання та покращило здатність моделі відтворювати різні варіанти структур тканин. Ретельне налаштування параметрів генерації сприяло досягненню високого рівня деталізації та реалістичності синтетичних зображень, що проявлялося у чіткості

клітинних меж, коректному відтворенні ядер і цитоплазматичних структур, а також у відповідності характерних гістологічних патернів. Якість синтезованих зображень оцінювалася за допомогою метрик FID (Frechet Inception Distance) та IS (Inception Score), які є загальновизнаними індикаторами реалістичності та різноманітності у сфері генеративних моделей [3]. У ході експериментів було зафіксовано, що найкращі значення FID перебували в інтервалі від 0.7 до 0.8, а значення IS - у діапазоні 2.7-2.9. Оптимальні результати спостерігалися в межах від 10 000 до 20 000 ітерацій навчання, що вказує на стабільний приріст якості та ефективне узгодження між деталізацією та семантичним змістом синтезованих зображень. Усі три сформовані набори даних - HISTO_01, HISTO_02 та HISTO_03 - демонстрували подібну динаміку покращення метрик, що засвідчує універсальність обраної архітектури та коректність налаштування параметрів. Отримані результати свідчать про здатність дифузійних моделей достовірно відтворювати ключові гістологічні характеристики, включно з морфологією клітинних структур, геометрією тканинних утворень, особливостями забарвлення та текстурними властивостями, що властиві реальним мікроскопічним зображенням. Висока точність у передачі меж клітин, форми ядер, характерних патернів забарвлення та дрібних тканинних деталей підтверджує, що синтетично згенеровані фрагменти здатні зберігати діагностично значиму інформацію. Такий рівень реалістичності робить створені дані придатними для використання у широкому спектрі завдань: від формування навчальних матеріалів для підготовки фахівців і моделювання типових та атипових гістологічних картин до поповнення та балансування датасетів у задачах класифікації, сегментації та морфологічного аналізу. Крім того, синтетичні гістологічні зображення можуть бути ефективним інструментом для попереднього тестування й валідації діагностичних алгоритмів, оскільки дозволяють оцінювати стабільність та узагальнювальні властивості моделей на контрольованих, структурно різноманітних даних без необхідності залучення великої кількості реальних зразків [4].

Висновки. Проведене дослідження підтверджує, що дифузійні моделі є потужним і ефективним інструментом для синтезу гістологічних зображень. Моделі демонструють високу точність відтворення морфологічних структур, стабільність формування тканинних патернів та реалістичність генерації, що робить їх придатними для роботи з різними типами гістологічних даних. Отримані результати свідчать про здатність дифузійних моделей забезпечувати якісне поповнення вибірок, що особливо важливо в умовах обмеженої кількості реальних даних. Згенеровані зображення можуть бути ефективно використані як для створення навчальних матеріалів, так і для тестування та вдосконалення діагностичних алгоритмів, забезпечуючи необхідну різноманітність та структурну різноплановість даних. Таким чином, використання дифузійних моделей відкриває нові перспективи у сфері біомедичної інформатики, сприяючи підвищенню точності обробки гістологічних зображень, розширенню можливостей автоматизованої діагностики та розвитку сучасних інтелектуальних систем підтримки медичних рішень.

Список літератури

1. Методи, алгоритми та програмні засоби опрацювання біомедичних зображень / Березький О. М. та ін. Тернопіль: Економічна думка, ТНЕУ, 2017. 330 с.
2. Ho J., Jain A., Abbeel P. Denoising Diffusion Probabilistic Models [Electronic resource]. - 2020. - Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239>.
3. Montoya-del-Angel R., Sam-Millan K., Vilanova J. C., Martí R. MAM-E: Mammographic Synthetic Image Generation with Diffusion Models // Sensors. – 2024. – Vol. 24, No. 7. - Article 2076. - Available at: <https://doi.org/10.3390/s24072076>.
4. Liu Z., Fang Y., Li C., Wu H., Liu Y., Shen D., Cui Z. Geometry-Aware Attenuation Learning for Sparse-View CBCT Reconstruction [Electronic resource]. - 2024. - Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.14739> (IEEE Transactions on Medical Imaging, 2024).

ОБЛАСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МІКРОКОНТРОЛЕРІВ TINYML РІВНЯ

Термін мікроконтролери TinyML класу охоплює мікроконтролери початкового та середнього рівня, які:

- мають обмежений обсяг оперативної пам'яті 128 КБ -8 МБ PSRAM;
- підтримують квантизовані моделі нейронних мереж;
- працюють у межах низьких частот кадрів 5–30 FPS;
- здатні виконувати простий інференс;
- використовують TinyML-фреймворки.

Термін мікроконтролери штучного інтелекту з низьким енергоспоживанням на периферії застосовують коли слід підкреслити:

- обмеженість ресурсів,
- роботу на межі мережі, у сенсорних вузлах, тобто «on edge»,
- виведення моделей у режимі реального часу, але на малих моделях.

Апаратні платформи для реалізації автономних кіберфізичних систем з локальним запуском алгоритмів машинного навчання істотно різняться за архітектурою, обчислювальними можливостями та енергетичною ефективністю. Серед найпоширеніших рішень, орієнтованих на вбудовані сценарії машинного навчання, виділяються Kendryte K210 [1], Espressif ESP32-S3 [2], STM32H7 [3] та мікропроцесорні модулі сімейства Syntiant NDP. Попри компактність і низьке енергоспоживання, ці контролери демонструють різний підхід до інтеграції апаратних прискорювачів, пам'яті та засобів обробки сигналів, що визначає придатність кожного з них до розв'язання задач комп'ютерного зору, акустичної аналітики або керування роботами в реальному часі.

Контролер Kendryte K210 належить до класу мікроконтролерів зі спеціалізованим модулем прискорення згорток нейронних мереж. Його архітектура поєднує височастотне RISC-V ядро та апаратний KPU-блок, який забезпечує до 0.8 TOPS на задачах комп'ютерного зору у квантизованому форматі. Порівняно великі для свого класу обсяги внутрішньої пам'яті дозволяють виконувати інференс моделей середньої складності без залучення зовнішньої пам'яті, що підвищує часову стабільність. Разом з тим робота із 8-бітними квантизованими ядрами створює обмеження для моделей, які чутливі до втрат точності, а використання RISC-V екосистеми обмежує вибір стабільних фреймворків і оптимізаторів.

Мікроконтролери ESP32-S3 демонструють інший баланс характеристик, поєднуючи універсальне призначення, інтегровані засоби бездротового зв'язку та SIMD-розширення для прискореної матричної арифметики. Цей контролер підтримує TensorFlow Lite Micro та інші фреймворки низького рівня, що робить його зручним для побудови автономних роботів, де обробка даних сенсорів, керування приводами й виконання легких нейронних мереж відбувається в єдиному обчислювальному середовищі. Обмеженням є відсутність повноцінного апаратного NPU, тому моделі, що перевищують декілька сотень кілобайт параметрів, демонструють зниження частоти інференсу, а взаємодія з PSRAM створює додаткову латентність.

Архітектура STM32H7 представляє клас високопродуктивних контролерів для керування в реальному часі. Завдяки ядру Cortex-M7 з частотою до 550 МГц, блоку DSP та повноцінному апаратному FPU він забезпечує високу швидкість на операціях цифрової обробки сигналів, включаючи фільтрацію, спектральний аналіз та попередню обробку даних сенсорів перед інференсом. Проте відсутність спеціалізованого NPU та обмежені обсяги пам'яті обмежують можливість запуску складних нейромереж. Такі мікроконтролери найчастіше застосовуються як розподілені вузли керування у роботах, де нейромережевий інференс виконується або на окремому модулі, або у компактних квантованих моделях.

Модулі Syntiant NDP200 та NDP300 реалізують протилежну стратегію — мінімізацію енергоспоживання на користь спеціалізованих задач. Ці чипи інтегрують власний

нейропроцесор із низьким споживанням та невеликий керуючий блок, що оптимізує їхню роботу для задач аудіоаналізу та тригерних сценаріїв команд голосового керування. Водночас універсальність таких модулів є обмеженою: вони здатні виконувати лише заздалегідь скомпільовані моделі, оптимізовані під їхню нерухому архітектуру.

Застосування фреймворків для глибокого навчання на мікроконтролерах супроводжується низкою ускладнень. Платформи TensorFlow Lite Micro, CMSIS-NN або MaixPy орієнтовані на моделі зі значним рівнем квантизації та спрощеною структурою. Перенесення повнорозмірних моделей потребує модульного перепроєктування, агресивної оптимізації, кастомного перетворення шарів та адаптації до обмеженої пам'яті, що створює ризик деградації точності. Додатковим викликом є відсутність єдиних стандартів компіляції моделей для різних NPU, через що кожен виробник пропонує власний SDK та набір інструментів для перетворення графів.

Особливої уваги потребує аспект обробки сигналів у реальному часі, оскільки саме він визначає придатність контролера до інтеграції в автономного робота. Ядра DSP та блоки FPU забезпечують швидку реалізацію фільтрації, кореляційного аналізу, спектральних перетворень та операцій над потоками сенсорних даних, що є важливою умовою стабільної роботи робототехнічної платформи. Без апаратного DSP навантаження переміщується на програмну реалізацію, що істотно збільшує латентність, а за відсутності FPU обчислення у плаваючій точці стають надмірно дорогими, знижуючи частоту оновлення керуючих дій.

Таблиця 1 - Порівняльна таблиця параметрів

Контролер	Основна перевага	Обмеження	Орієнтовне застосування
Kendryte K210	Апаратний нейропроцесор (0.8 TOPS), велика внутрішня пам'ять	лише квантизовані CNN	комп'ютерний зір
ESP32-S3	універсальність, SIMD, Wi-Fi/BLE	відсутність нейропроцесора, латентність пам'яті	автономні мобільні роботи, сенсорні системи
STM32H7	висока швидкодія DSP+FPU	обмежена підтримка складних нейромереж	керування в реальному часі, обробка сигналів
Syntiant NDP	наднизьке споживання, оптимізація під аудіо	мала універсальність	голосові інтерфейси

Класифікація мікроконтролерів класу TinyML може базуватися на характері сенсорних даних, вимогах до обчислювальних ресурсів, енергетичному бюджеті та обмеженнях пам'яті, що визначають зміст допустимих алгоритмів і глибину нейромережевої обробки. Незважаючи на те, що зазначені пристрої належать до одного апаратного сегмента, їх функціональна роль у системах автономних роботів та IoT-середовищ зазвичай розподіляється між кількома типовими областями застосування.

Першу групу формують сенсорні IoT-вузли з локальною аналітикою, у яких основним завданням є попередня обробка та інтерпретація потоків сигналів у реальному часі. У таких вузлах мікроконтролери застосовують прості нейромережеві або DSP-процедури для фільтрації шуму, виявлення аномалій, визначення подій чи класифікації характерних образів у часових рядах. Висока енергоефективність та відсутність потреби у зовнішньому процесорі роблять ці системи придатними для безперервного функціонування у віддалених або автономних точках мережі, де передавання необроблених даних є ресурсно недоцільним або неможливим.

Другою областю є вбудований комп'ютерний зір, орієнтований на роботу з малими роздільними здатностями та компактними згортковими моделями. У цьому випадку мікроконтролери забезпечують виконання квантизованих CNN, призначених для розв'язання задач базового сприйняття: класифікації об'єктів, детекції простих структур або оцінювання стану сцени на рівні «присутність/відсутність». Обмежений обсяг пам'яті та невисока пропускну здатність обробки зображень зумовлюють необхідність використання попередньої компресії,

агресивної квантизації моделей та оптимізованих фреймворків типу CMSIS-NN чи TFLM. Унаслідок цього область застосування охоплює завдання периферійної візуальної аналітики в робототехніці, де потрібні короткі цикли обробки та низьке енергоспоживання, але не вимагається висока точність складних нейромережових архітектур.

Окремий сегмент становлять ультраенергоефективні системи для аудіоаналізу та розпізнавання ключових слів. У таких системах вагомість мають не стільки обчислювальні характеристики, скільки здатність виконувати постійний моніторинг з мінімальним енергоспоживанням. Спеціалізовані контролери Syntiant NDP, застосовують апаратні нейропроцесори, оптимізовані для часових аудіопослідовностей, що дозволяє реалізувати активацію голосового помічника чи аналіз подій. Такі системи здебільшого інтегруються у голосові інтерфейси роботів, IoT-пристроїв або безпечні сенсорні мережі, де значення має не висока пропускна здатність, а постійна готовність до активації.

Четверта область охоплює системи елементарного робототехнічного сприйняття та навігації. Мікроконтролери забезпечують низькорівневу обробку сенсорних даних та роботу нескладних нейромережових моделей для стабілізації, запобігання зіткненням та орієнтації в простих середовищах. Такі системи поєднують класичну обробку сигналів з мінімалістичними CNN або RNN-модулями, формуючи проміжний рівень між чисто сенсорною обробкою та повноцінною високорівневою аналітикою. Характерною особливістю є інтеграція алгоритмів локальної поведінки робота, де низька латентність має пріоритет над точністю моделі й дозволяє забезпечити своєчасні реакції на зміну стану середовища.

Архітектура TinyML систем передбачає наявність центрального мікроконтролера як ядра системи локального інтелекту, яке взаємодіє з периферійними сенсорними модулями і виконує квантизовані моделі машинного навчання відповідно до обмеженого енергетичного та пам'яттєвого бюджету. У типовій конфігурації пристрій включає сенсорний рівень, рівень попередньої цифрової обробки даних, модуль інференсу, підсистеми керування та зв'язку. Зауважимо, що кожна з перелічених вище областей застосування накладає власні вимоги на частотний діапазон, типи сигналів, обчислювальне навантаження та схеми взаємодії підсистем.

На рівні сенсорної локальної аналітики система використовує низькоенергетичні сенсори - акселерометри, гіроскопи, барометри, магнітометри або датчики струму чи вібрацій - які формують первинний потік даних. Це дає змогу побудувати підсистему первинної обробки сигналів, що реалізує фільтрацію, нормалізацію та перетворення часових рядів через DSP і FPU інструкції. Далі дані подаються на модуль, у якому виконуються квантизовані моделі класифікації або виявлення аномалій. Результати передаються до підсистеми логіки подій, що регулює передавання даних, активацію сигналізації або запуск сценаріїв керування.

Висновки. Систематизація областей застосування дала змогу окреслити архітектурну роль мікроконтролерів обмежених ресурсів у більш складних кіберфізичних системах. Їхня функціональна цінність полягає не у відтворенні можливостей високопродуктивних графічних або нейропроцесорів, а в забезпеченні стійкого, енергоефективного та передбачуваного обчислювального контуру на периферії мережі, де відбувається попередня інтелектуальна обробка даних перед передаванням до вищих рівнів системи або перед виконанням локальних керувальних дій. Підсумовано недоліки і обмеження розглянутих пристроїв:

- не здатні обробляти зображення розмірів 224×224 без сильного зниження FPS;
- не підтримують складні архітектури ResNet50 і YOLOv5s без зовнішніх процесорів;
- мають обмеження 8–16 МБ для моделі й інтерфейсів;

Узагальнена схема пристрою на основі TinyML контролера являє собою багаторівневу систему, у якій сенсорні модулі взаємодіють через шар обробки сигналів з нейромережевими компонентами, що працюють у режимі жорстких ресурсних обмежень.

Список літератури

1. K210 URL: <https://www.kendryte.com/en/proDetail/210>
2. Espressif ESP32-S3 URL: <https://www.espressif.com/en/products/socs/esp32-s3>
3. STM32H7 series Arm Cortex-M7 and Arm Cortex-M4 MCU (480 MHz) URL: <https://www.st.com/en/microcontrollers-microprocessors/stm32h7-series.html>
4. NDP120 - Syntiant URL: <https://www.syntiant.com/ndp120>

МОДЕЛЬ РОЗТАШУВАННЯ ВІДЕОКАМЕР СПОСТЕРЕЖЕННЯ У ПРИМІЩЕНІ

Вступ. Системи відеоспостереження широко застосовуються для підвищення безпеки житлових і комерційних об'єктів, однак ефективність таких систем значною мірою залежить від правильного розміщення відеокамер [1]. Ручне визначення оптимальних позицій є трудомістким і неточним, особливо у складних приміщеннях. Це зумовлює потребу в математичних моделях та алгоритмах, здатних автоматизувати процес [2]. У роботі розглядається підхід до оптимізації розташування камер із урахуванням просторової структури приміщення та критичних зон спостереження.

Постановка задачі. Метою роботи є формалізація та розв'язання задачі визначення оптимального розташування відеокамер у приміщенні для забезпечення максимального покриття дверних прорізів за мінімальної кількості обладнання. Необхідно побудувати математичну модель просторової структури приміщення та розробити метод і алгоритм, що дозволяють автоматично визначати кількість і позиції камер з урахуванням геометрії, перешкод та заданих критеріїв ефективності.

Основний матеріал. В даній роботі досліджується проблема надійного відеонагляду у приміщеннях, що складаються з m частин різних розмірів та форм, з'єднаних між собою n дверима, через які є доступ до відповідних частин приміщення. Це означає, що мінімум потрібно забезпечити відеоспостереження за всіма дверима.

В такому разі математичну модель завдання розташування відеокамер можна подати як цільову функцію (1), що мінімізує кількість відеокамер, та обмеження (2), що стверджує, що кількість відеокамер у кожній частині приміщення (кімнати) має бути не менше однієї:

$$F = \sum_{i=1}^n x_i \rightarrow \min \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n a_{ij} \cdot x_i \geq 1, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m} \quad (2)$$

де i – біжучий номер дверей частини приміщення (кімнати) (K_i) , $i = \overline{1, n}$;

j – поточний номер частини приміщення (кімнати) (D_j) , $j = \overline{1, m}$;

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{якщо із } i\text{-их дверей видно } j\text{-ту кімнату} \\ 0, & \text{у іншому випадку} \end{cases}, \quad (3)$$

де a_{ij} частина матриці $A = \{a_{ij}\}$ плану приміщення (частина приміщення (кімната) –двері) з параметрами виміру $n \times m$;

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{якщо відеокамера є в } i\text{-их дверях} \\ 0, & \text{у іншому випадку} \end{cases}, \quad (4)$$

де x_i частина плану розташування відеокамер $X = \{x_i\}$.

Наприклад, розглянемо приміщення, де всі його частини (кімнати) поєднуються між собою. Кожна частина приміщення має бути під відеонаглядом. Щоб зменшити кількість відеокамер кругового огляду, можна мінімізувати їхню кількість та розмістити відеокамери над дверима для спостереження за сусідніми частинами приміщення. Двері D_1 в частині приміщення 1 (кімната 1) є входними, тому вони повинні бути обладнані відеокамерою спостереження. А наприклад, частини приміщення 14 та 15 не вимагають проведення відеонагляду.

Математична модель для вирішення прикладу з використанням формул (1)–(2) виглядатиме таким чином у вигляді формул (5–9):

$$F = \sum_{i=1}^{20} x_i \rightarrow \min \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{20} a_{ij} \cdot x_i \geq 1 \quad j = \overline{1, 15} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{20} \sum_{j=14}^{15} a_{i,j} \cdot x_i = 0 \quad (7)$$

$$x_1 = 1 \quad (8)$$

$$x_i \in \{0,1\}; \quad i = \overline{1,20} \quad (9)$$

Потім матриця опису всіх частин приміщення (частина приміщення (кімната K_i) – двері D_j) представляється у редакторі електронних таблиць MS Excel (рис. 1).

	Д1	Д2	Д3	Д4	Д5	Д6	Д7	Д8	Д9	Д10	Д11	Д12	Д13	Д14	Д15	Д16	Д17	Д18	Д19	Д20
К1	1	1	1																	
К2				1																
К3		1			1			1												
К4			1		1		1		1											
К5				1		1	1													
К6							1			1										
К7								1			1	1								
К8											1		1							
К9									1			1	1		1					
К10										1			1			1				
К11														1			1	1		
К12															1	1	1		1	1
К13																		1		
К14																			1	
К15																				1

Рис. 1. Матриця опису всіх частин приміщення (кімната K_i – двері D_j)

Розв'язок задачі вирішується послідовним упорядкованим вибіркоким перебором всіх варіантів розміщення відеокамер спостереження за умови максимального відеопокриття вибраних частин приміщення [3].

Кроки роботи алгоритму за розробленим методом показано на рис. 2.

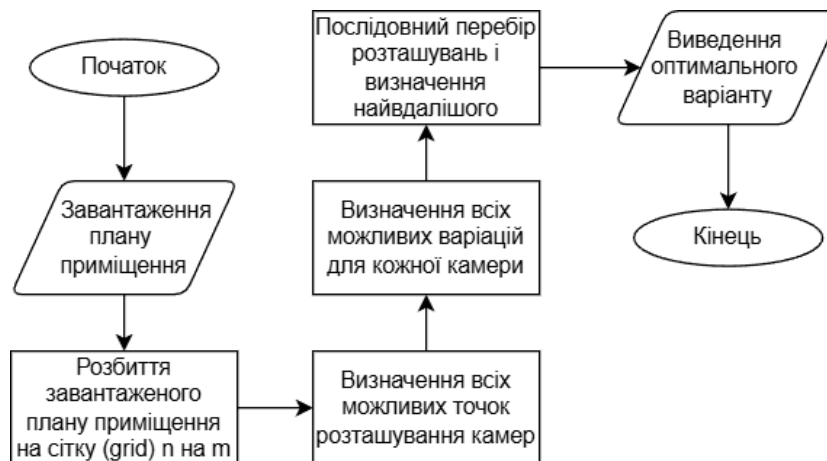


Рис. 2. Блок-схема алгоритму розташування відеокамер

Програмне забезпечення розроблене насамперед для користувачів відеокамер, які не мають достатньо часу для складних розрахунків і змушені проводити експерименти безпосередньо на об'єкті. Однією з переваг цієї системи є можливість віддаленого керування.

Система є веб-додатком, до якого користувачі можуть отримати постійний онлайн-доступ. Система здатна функціонувати віддалено, тож немає необхідності перебувати безпосередньо у приміщенні, для якого призначено мережу відеокамер. Реалізація такої автоматизації дає змогу

враховувати тип і розміри приміщення, а також наявність об'єктів, що обмежують поле зору відеокамер.

Щоб вирішити завдання, з якими стикається користувач під час планування та проєктування системи відеоспостереження, а також для коректного функціонування алгоритму, необхідно надати вхідні дані. Для повної роботи системи потрібні: план поверху, параметри відеокамер і тип доступних моделей.

У результаті користувач отримує повний набір даних щодо оптимального розташування відеокамер у приміщенні: схему плану з позначеними відеокамерами, що демонструє площу покриття та їхню кількість. Додатково в текстовій формі відображається інформація про типи відеокамер і їх оптимальну кількість.

Отже, кінцевим результатом є зображення плану приміщення із нанесеним розміщенням відеокамер.

На рис. 3 представлено структурну схему відеосистеми з усіма розташованими програмними модулями.

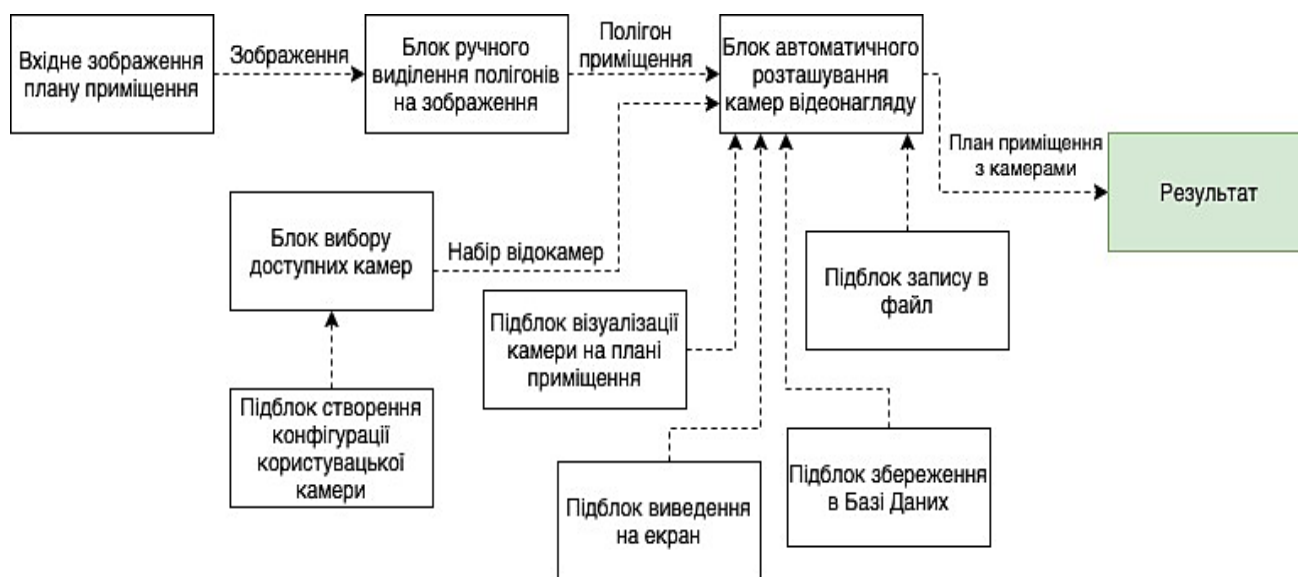


Рис. 3. Схема структури відеосистеми

Розроблене програмне забезпечення має простий інтуїтивний інтерфейс, надаючи всі необхідні інструменти для планування та проєктування систем відеонагляду.

Висновки. Запропоновано програмний комплекс, що дозволяє автоматично проєктувати системи відеоспостереження всередині приміщень з урахуванням об'єктів та перешкод, які можуть ускладнити огляд камер. Система вирішує проблеми, пов'язані з некоректним розміщенням камер, та підвищує ефективність їх використання.

Список Літератури

1. Li B., Li C. Optimization of video surveillance system deployment based on space syntax and deep reinforcement learning [Електронний ресурс] // *Electronics*. – Режим доступу: <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/1/38>
2. Xie Z., Ouyang Z., Chen L. Camera placement optimization for CCTV in rail transit using BIM [Електронний ресурс] // *Measurement and Control*. – Режим доступу: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00202940231163935>
3. Gaylon R.V.G. A proposed optimization algorithm for solving CCTV camera placement problem [Електронний ресурс] // *Compute*. – Режим доступу: <https://www.ej-compute.org/index.php/compute/article/view/75>

МЕТОД ІНТЕГРАЛЬНОГО ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ НАУКОЄМНОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Вступ. Сучасний розвиток науки характеризується переходом до парадигми комп'ютерних наук, де програмування засобів моделювання стає основним інструментом перевірки гіпотез. Проте специфіка розробки наукового ПЗ («код як інструмент») часто призводить до нехтування стандартами інженерії програмного забезпечення. Це спричиняє так звану «кризу відтворюваності» (Reproducibility Crisis), коли результати досліджень неможливо верифікувати через помилки в коді або його низьку якість. Існуючі інструменти статичного аналізу (SonarQube, PyLint) орієнтовані на комерційні бізнес-додатки. Вони генерують велику кількість хибних попереджень на складних математичних формулах, але ігнорують специфічні проблеми точності обчислень. Тому актуальним є завдання розробки спеціалізованого методу оцінювання якості, адаптованого до потреб наукових обчислень [1, 2].

Постановка задачі. Метою роботи є підвищення надійності наукоємних програмних систем шляхом розробки інтегрального показника якості, який дозволяє агрегувати метрики структурної складності, супровідності та обчислювальної коректності в єдину скалярну оцінку.

Основний матеріал. В умовах мультимовного середовища розробки та наявності великої кількості різномірних метрик виникає проблема інтерпретації результатів аналізу. Окремі показники не дають досліднику миттєвого розуміння стану проекту. Для підтримки прийняття рішень (наприклад, «чи можна використовувати цей код для фінального моделювання?») необхідно звести вектор окремих метрик до єдиного скалярного значення.

Аналіз класичних метрик дозволяє виділити ряд специфічних характеристик наукового коду, які призводять до неадекватності стандартних оцінок (табл. 1).

Існуючий апарат метричного аналізу, розроблений для індустрії бізнес-додатків, не враховує семантичної природи наукових обчислень:

- метрика МакКейба не чутлива до складності формул [3];
- метрики Холстеда чутливі до стилю іменування змінних та синтаксичного представлення, що ускладнює їх застосування у мультимовних проектах [4];
- інтегральні метрики (МІ) дають хибні результати на модулях ініціалізації даних [5].

Таблиця 1. – Специфічні «анти-патерни» наукового коду

Характеристика наукового коду	Реакція класичних метрик	Проблема оцінювання
Довгі лінійні обчислення	Низький $V(G)$, Високий LOC	МакКейб ігнорує, МІ занижує оцінку через довжину. Ризик помилки у формулі високий, але метрики цього не бачать.
Інтенсивна робота з масивами/матрицями	Високий N_1 (Холстед)	Завищена оцінка складності через синтаксис доступу до елементів $A[i][j]$.
Короткі імена змінних (x, y, t)	Низький V (Холстед)	Занижена оцінка об'єму. Код важко читати, але метрики кажуть, що він "компактний".
Оптимізація (Loop Unrolling)	Зростання LOC та V	Техніки прискорення коду (розгортання циклів) погіршують метрики якості, створюючи конфлікт між SQA та HPC (High Performance Computing).

У роботі пропонується ввести інтегральний показник якості наукового коду (Scientific Quality Index – SQI). На відміну від класичного індексу супровідності (MI), SQI фокусується не лише на легкості читання коду, а й на надійності обчислень.

Визначимо SQI як зважену лінійну комбінацію трьох нормалізованих компонентів, що відображають ключові аспекти якості наукового ПЗ:

$$SQI = K_{safety} \cdot I_{safety} + K_{logic} \cdot I_{logic} + K_{maint} \cdot I_{maint},$$

де

I_{safety} – індекс обчислювальної надійності (безпека типів, стабільність формул);

I_{logic} – індекс структурної коректності (складність управління, архітектура);

I_{maint} – індекс супровідності (читабельність, іменування);

K_i – вагові коефіцієнти, причому $\sum K_i = 1$.

Розглянемо математичну модель кожного компонента. Індекс обчислювальної надійності (I_{safety}). Цей компонент є найбільш критичним для наукових систем. Він базується на щільності виявлених «наукових дефектів» (Scientific Code Smells), описаних у п. 2.3.3.

$$I_{safety} = \max \left(0, 100 - \frac{\sum_{j=1}^M w_{smell}^j \cdot N_{smell}^j}{LOC} \cdot 1000 \right),$$

де

N_{smell}^j – кількість виявлених дефектів типу j (наприклад, порівняння float, магичні числа);

w_{smell}^j – «штрафна вага» дефекту j . Для Numerical Instability (порівняння double через ==) пропонується $w = 5.0$ (критичний дефект). Для Magic Numbers пропонується $w = 1.0$ (помірний дефект);

LOC – кількість рядків коду (Lines of Code). Множник 1000 нормалізує значення на 1000 рядків коду ($KLOC$).

Індекс структурної коректності (I_{logic}). Базується на адаптованій метриці МакКейба (CC_U) та когнітивній складності. Мета – оцінити, наскільки заплутаним є граф потоку управління. Оскільки науковий код може бути складним за своєю природою, ми використовуємо нелінійну функцію загасання, щоб не понижати оцінку занадто різко:

$$I_{logic} = 100 \cdot e^{\left\{ -\frac{\overline{CC_U} - T_{base}}{T_{scale}} \right\}},$$

де

$\overline{CC_U}$ – середня модифікована цикломатична складність на один метод у проекті;

T_{base} – базовий поріг допустимої складності (наприклад, 5). Якщо $\overline{CC_U} \leq 5$, то показник близький до 100;

T_{scale} – коефіцієнт масштабування (наприклад, 15).

Фізичний зміст полягає у тому, що якщо середня складність методів досягає 20 (що є дуже багато), індекс впаде до $100 \cdot e^{-\frac{20-5}{15}} \approx 36$ балів.

Індекс супровідності (I_{maint}). Базується на адаптованих метриках Холстеда (E_{sci} – зусилля) та щільності коментарів (D_{comm}).

$$I_{maint} = 0.7 \cdot \left(171 - 5.2 \ln(\overline{V_{sci}}) \right)_{norm} + 0.3 \cdot \min(100, D_{comm} \cdot 100)$$

Тут використовується перша частина класичної формули Microsoft MI, але замість стандартного об'єму V підставляється адаптований науковий об'єм V_{sci} (з ігноруванням стандартних математичних функцій). На відміну від комерційних систем, де пріоритетом є I_{maint} (код має бути дешевим у підтримці), у наукоємних системах пріоритети зміщуються у бік коректності результатів.

Пропонується наступний розподіл ваг для формули SQI (табл. 2). Таким чином, фінальна формула набуває вигляду:

$$SQI = 0.5 \cdot I_{safety} + 0.3 \cdot I_{logic} + 0.2 \cdot I_{maint}.$$

Таблиця 2. – Розподіл вагових коефіцієнтів у інтегральному показнику

Компонент	Вага (K)	Обґрунтування
I_{safety}	0.50	Помилка в обчисленнях (float precision) робить результати моделювання неточними, незалежно від якості структури коду. Це домінуючий фактор.
I_{logic}	0.30	Заплутана логіка збільшує ймовірність внесення помилок при модифікації моделі.
I_{maint}	0.20	Читабельність важлива, але в науці допустимо мати складний код, якщо він математично коректний і стабільний.

Для практичного використання розробленого методу вводиться якісна шкала, яка дозволяє керівнику наукового проекту швидко оцінити стан розробки (табл. 3).

Таблиця 3. – Якісна шкала оцінювання наукоємного коду

Діапазон SQI	Рівень якості	Рекомендація до дій
80 – 100	Високий (Зелений)	Код надійний. Можна використовувати для відповідальних обчислень та публікації (Open Science).
50 – 79	Середній (Жовтий)	Є ризики числової нестабільності або структурні проблеми. Потрібен вибіркового рефакторинг перед масштабними експериментами.
20 – 49	Низький (Помаранчевий)	Висока ймовірність артефактів у результатах моделювання. Рекомендовано повний аудит «наукових дефектів».
0 – 19	Критичний (Червоний)	Код непридатний до використання. Результати моделювання не можуть вважатися достовірними.

Розроблена модель оцінювання SQI має ряд переваг порівняно зі стандартними метриками:

- мультимовна інваріантність. Оскільки всі компоненти (CC_U , V_{sci} , N_{smell}) розраховуються на основі універсального дерева U-AST, формула дає порівнювані результати для коду на C# та Python. Це дозволяє порівнювати якість різних модулів однієї гетерогенної системи.

- стійкість до «математичного шуму». Використання адаптованих метрик у компонентах I_{logic} та I_{maint} запобігає необґрунтованому зниженню оцінки за використання складних, але необхідних формул.

- фокус на валідності. Висока вага компонента I_{safety} гарантує, що система з ідеальною архітектурою, але грубими помилками в арифметиці дійсних чисел, отримає низький рейтинг.

Аналіз метрики складності (Complexity Analysis). У таблиці 4 наведено порівняння цикломатичної складності, розрахованої стандартним алгоритмом МакКейба (через SonarQube) та модифікованим алгоритмом CC_U (через SciAudit).

Розроблений метод демонструє вищу адекватність для наукового коду. Він не показує розробнику високу складність там, де вона є математично необхідною (матриці), але суворіше оцінює приховані конструкції.

Аналіз виявлення дефектів (Defect Detection Rate). Було перевірено здатність систем знаходити критичні для науки помилки. Результати зведено в таблицю 5.

Еталонні засоби орієнтовані на стиль коду (зайві пробіли, імена змінних), тоді як SciAudit фокусується на семантиці обчислень. У контексті наукової роботи SciAudit виявив на 40% більше релевантних дефектів.

Таблиця 4. – Порівняльний аналіз оцінки складності

Фрагмент коду	Опис алгоритму	Складність SonarQube (Standard)	Складність SciAudyt (Modified)	Висновок
calc_dispersion()	Формула з 20 математичних операцій та 1 умови	1 (Low)	1 (Low)	Збігається.
matrix_mult()	Потрійний вкладений цикл (множення матриць)	4 (Increased)	1.2 (Low)	SciAudit ігнорує структурну складність матричних операцій (Matrix Amnesty).
validation_check()	Ланцюжок з 10 if/else перевірок вводу	11 (Critical)	11 (Critical)	Збігається. "Брудна" логіка штрафується однаково.
switch_case_logic	C# switch на 15 варіантів	15 (Critical)	15 (Critical)	Збігається.
list_comp_filter	Python: [x for x in data if check(x)]	1 (Low)	3 (Medium)	SciAudit точніший. Sonar ігнорує прихований цикл, SciAudit його розгортає.

Таблиця 5. – Ефективність виявлення дефектів

Тип дефекту	Pylint / Roslyn Analyzers	Розроблена система (SciAudyt)	Коментар
Float Equality (if x == 0.1)	Пропущено (або потребує спец. плагіна)	Виявлено (Critical)	SciAudit вважає це блокером для розрахунків.
Magic Numbers (x * 9.81)	Пропущено (вважається нормою)	Виявлено (Warning)	SciAudit вимагає іменування констант.
Type Mismatch (Python -> C#)	Неможливо виявити	Виявлено (Risk)	Завдяки аналізу Type Safety на рівні U-AST.
Hardcoded Paths (C:/Users)	Пропущено	Виявлено (Warning)	Перевірка на переносимість коду.
Unused Variable	Виявлено	Виявлено	Стандартні інструменти тут працюють добре.

Висновки. Розроблений метод інтегрального оцінювання SQI дозволяє отримати об'єктивну оцінку якості наукоємного ПЗ, враховуючи його специфіку: пріоритет точності обчислень та наявність складних математичних конструкцій. Практичне застосування методу дозволяє автоматизувати процес рецензування коду (Code Review) в наукових групах та підвищити відтворюваність комп'ютерних експериментів.

Список літератури

1. Carver J. C. et al. Self-perceived technical debt in scientific software. IEEE Transactions on Technical Debt. 2022. P. 1–12.
4. Wilson G. et al. Best practices for scientific computing. PLoS Biology. 2014. Vol. 12, no. 1.
3. McCabe T. J. A complexity measure. IEEE Transactions on Software Engineering. 1976. Vol. 2, no. 4. P. 308–320.
4. Halstead M. H. Elements of Software Science. Elsevier, 1977.
5. Code metrics - Maintainability index range and meaning. Microsoft Learn. <https://learn.microsoft.com/en-us/visualstudio/code-quality/code-metrics-maintainability-index-range-and-meaning>

ФОРМУВАННЯ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ РЕГУЛЮВАННЯ ПРОЦЕСОМ РОЗДІЛЕННЯ ПРОДУКТІВ ОКИСЛЕННЯ ПРИ ВИРОБНИЦТВІ АДІПІНОВОЇ КИСЛОТИ

Вступ. Сучасний стан хімічної промисловості характеризується високим ступенем автоматизації технологічних процесів, що зумовлено постійним зростанням вимог до якості продукції та безпеки виробництва. Особливе місце серед об'єктів хімічної галузі займають процеси ректифікації, які забезпечують розділення багатокомпонентних сумішей та отримання продуктів із визначеними параметрами чистоти. Одним із таких процесів є очистка циклогексанону-сирцю від спиртової фракції - ключова стадія у виробництві адипінової кислоти, що широко використовується при синтезі полімерів, інсектицидів та пластифікаторів [1].

У випадку, коли керування основними параметрами виконується у значній мірі у ручному режимі, це приводить до підвищення ризику аварійних ситуацій, збільшення втрат циклогексанону та неможливості оперативного реагування на збурення процесу. За таких умов модернізація системи автоматичного регулювання є необхідною передумовою підвищення ефективності виробництва.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження - ректифікаційна колона, у якій виконується відгонка низькокиплячих спиртів із циклогексанону-сирцю. Предмет дослідження – методи та засоби автоматичного регулювання технологічних параметрів, зокрема температури, тиску та об'ємної витрати на основних вузлах установки.

Метою роботи є створення та впровадження автоматизованої системи керування процесом очистки циклогексанону-сирцю від спиртової фракції шляхом модернізації існуючих технічних засобів, розробки математичної моделі ректифікаційної колони та синтезу оптимального контуру автоматичного регулювання температурних параметрів.

Основний матеріал. Процес розділення органічної суміші містить багато стадій, серед яких найважливішою є стабілізація температурного режиму у ректифікаційній колоні, оскільки перевищення критичних значень температури призводить до конденсації циклогексанону та збільшення втрат цільового продукту. Контрольованими параметрами є температура у кубовій частині колони, температура у верхній частині, а також тиск, об'ємна витрата рідини та параметри пари. Застосування сучасних засобів автоматизації дозволяє перейти від розрізнених ручних операцій до централізованого керування [2].

До складу запропонованої системи входять:

- первинні перетворювачі температури, тиску, витрати;
- вимірювачі-регулятори ТРІЦ 02 «Універсал+», що забезпечують формування та обробку сигналів керування;
- автоматизоване робоче місце оператора, яке дозволяє здійснювати моніторинг параметрів, ведення архівів та діагностику процесу в реальному часі.

Усі засоби інтегруються у єдину функціональну схему, що усуває проблеми ручного втручання, підвищує точність регулювання та стабільність режимів роботи.

Математичне моделювання є ключовим етапом у процесі створення систем автоматичного керування, оскільки забезпечує формалізований опис динаміки технологічного об'єкта, дозволяє дослідити закони його функціонування та оцінити вплив регуляторних дій на його поведінку без втручання у реальний процес. У межах роботи проведено побудову моделі ректифікаційної колони, що слугує основним апаратом для очищення циклогексанону від спиртової фракції.

З огляду на технологічні особливості процесу, визначальним фактором якості розділення є температурний режим колони, зокрема температура в її кубовій частині, що безпосередньо впливає на швидкість випаровування і склад спиртової фракції у дистилаті. Тому саме цей параметр обрано як керований у контурі автоматичного регулювання. Додатково враховано

вплив тиску, температури по висоті колони та об'ємної витрати сировини, що формують вхідні збурення системи. Схема матеріального балансу показана на рисунку 1.

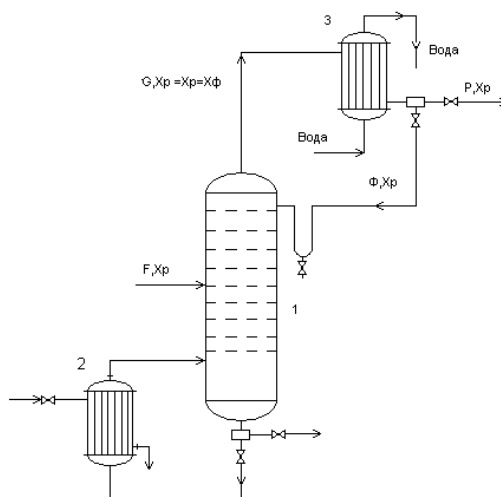


Рисунок 1 – Схема матеріального балансу ректифікаційної колони (1 – ректифікаційна колона; 2 – випарник; 3 – дефлегматор)

Ректифікаційна колона -це складний багатозв'язний об'єкт з розподіленими параметрами. Для синтезу системи керування модель спрощено до зосередженої з однією основною керуючою координатою - температурою кубу. Такий підхід дозволяє отримати модель у формі передаточної функції, придатної для подальшого аналізу.

Таким чином, передаточна функція давача температури має вигляд:

$$W_1(p) = K_1 = \frac{(5 - 0) \text{ мА}}{(600 - (-50))^\circ \text{C}} = \frac{5}{650} \approx 0,0079 \left(\frac{\text{мА}}{^\circ \text{C}} \right)$$

Передаточна функція для ПД регулятора має вигляд:

$$W_2(p) = k_p + k_i \cdot \frac{1}{p} + k_d p$$

Передаточна функція електропневматичного перетворювача:

$$W_3(p) = K_3 = \frac{(0.1 - 0.02) \text{ МПа}}{5 \text{ мА}} = \frac{0,08}{5} = 0,016 \left(\frac{\text{МПа}}{\text{мА}} \right)$$

Математичне моделювання дозволить сформулювати науково обґрунтовану структуру системи автоматичного керування, визначити оптимальні параметри ПІ-регулятора та підтвердити працездатність запропонованої системи без проведення дорогих експериментів на реальному обладнанні.

Висновки. Система автоматичного регулювання є ефективним рішенням для модернізації процесу очистки циклогексанону-сирцю від спиртової фракції. Її впровадження відповідає сучасним тенденціям розвитку автоматизованих систем керування хімічними процесами та підвищить технологічну надійність виробництва.

Доцільним є дослідження можливості інтеграції отриманої системи з ПЛК та промисловими мережами типу Modbus/Profibus, а також впровадження елементів адаптивного керування для підвищення ефективності у випадках нестандартних режимів роботи.

Список літератури

1. Габринєць О.М. Процеси та апарати хімічних виробництв / О.М. Габринєць, М.В. Калюжний – Львів : Вид-во Львівської політехніки, 2019. – 584 с.
2. Бесека О. В. Системи автоматичного керування: підручник. – Львів : Новий Світ–2000, 2018. – 468 с.

ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ У ТРАФІКУ API-СЕРВІСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ IDS

Актуальність. Швидке зростання кількості розподілених веб- і мобільних застосунків призводить до істотного збільшення обсягів API-трафіку, який стає ключовою цілью для атак типу injection, brute-force, сканування ендпоінтів, зловмисних послідовностей запитів та аномальних патернів поведінки клієнтів. Традиційні засоби сигнатурного контролю не забезпечують достатнього рівня захисту, оскільки не здатні виявляти нові або нестандартні атаки, характерні для сучасних мікросервісних архітектур. Використання IDS із підтримкою аналізу поведінкових аномалій стає критично важливим для формування стійкої до загроз інфраструктури API-сервісів, підвищення їхньої доступності, зменшення ризиків компрометації та забезпечення довіри користувачів [1].

Постановка задачі. Необхідно дослідити методи виявлення аномалій у трафіку API-сервісів на основі систем виявлення вторгнень, оцінити ефективність поведінкових та статистичних підходів, визначити релевантні ознаки для класифікації API-подій, а також встановити, як інтеграція IDS у архітектуру сервісу впливає на рівень безпеки та експлуатаційні показники системи. Завданням також є розроблення або адаптація моделі виявлення аномалій, її експериментальна перевірка на тестових даних та формування рекомендацій для впровадження у реальних API-інфраструктурах. Об'єкт дослідження- трафік API-сервісів у розподілених веб- та мікросервісних системах. Предмет дослідження - алгоритми виявлення аномальної активності у трафіку API-сервісів із використанням систем виявлення вторгнень.

Основний матеріал. Аномалія у трафіку API - це будь-яка активність, що відхиляється від нормальної поведінки користувачів або сервісів. Це можуть бути незвичні послідовності запитів, надмірна кількість звернень, нестандартні параметри або спроби доступу до закритих ресурсів. Такі відхилення зазвичай є ознакою потенційної атаки або помилки у роботі клієнтського застосунку. Виявлення аномалій дозволяє швидко ідентифікувати ризики та реагувати до того, як станеться порушення роботи сервісу.

Одним із найпоширеніших типів аномалій є надмірна частота запитів до одного ендпоінта. Така активність часто виникає під час brute-force або автоматизованого сканування API. Ще один вид аномалій пов'язаний зі зміною структури запитів: нетипові параметри, значення поза допустимими межами або спроби передати ін'єкційний код. Такі відхилення можуть свідчити про підготовку атаки на бізнес-логіку або ін'єкції.

До окремої групи належать аномалії у послідовностях запитів. Якщо користувач або клієнтський застосунок звертаються до ендпоінтів у порядку, який не відповідає типовій моделі взаємодії, це може бути ознакою спроби обійти авторизацію або отримати доступ до закритих ресурсів. Нетипові розміри тіла запиту, різкі зміни в типах методів (наприклад, серія нетипових DELETE або PUT запитів) також сигналізують про можливу загрозу. Останній поширений тип аномалій - це раптове зростання обсягу відповіді сервера або збільшення часу обробки. Такі зміни можуть бути наслідком спроби виманити надмірні дані, підібрати структуру бази або викликати навантажувальний збій. Усі ці типи аномалій важливі для IDS, оскільки їхнє виявлення дозволяє реагувати на ранніх стадіях атаки, знижуючи ризики порушення роботи API-сервісу.

Розглянемо підходи для виявлення аномалій. Сигнатурний підхід ґрунтується на пошуку відомих шаблонів атак у трафіку. Кожний тип атаки має заздалегідь підготовлену сигнатуру, і IDS просто звіряє вхідні запити з цими шаблонами. Перевага цього підходу в точності для відомих загроз. Статистичний підхід використовує базові моделі нормальної активності. У системі накопичуються дані про середні значення, частоти, розподіли та інші параметри запитів. Аномалії визначаються як відхилення від цих статистичних норм. Підхід добре працює для виявлення різких змін поведінки, але чутливий до природних коливань навантаження.

Поведінковий підхід аналізує послідовності дій користувача або сервісу. Такий підхід враховує логіку взаємодії, часові проміжки між запитами, характер переходів між ендпоінтами. Якщо поведінка відрізняється від типової, IDS фіксує аномалію.

Підхід МН застосовує алгоритми машинного навчання. Модель навчається розпізнавати нормальні та ненормальні патерни без необхідності створювати ручні правила. Можуть використовуватись класифікатори, нейронні мережі або методи кластеризації. Такий підхід здатний знаходити складні приховані залежності, але потребує якісних даних для навчання та регулярного оновлення.

Роль IDS у моніторингу API-комунікацій. IDS контролює всі запити й відповіді, що проходять між клієнтами та API-сервісом. Вона відстежує нетипові послідовності запитів, збільшення частоти звернень або спроби доступу до закритих ендпоінтів. IDS допомагає виявити атаки на ранніх етапах, ще до того, як вони спричинять збої чи витік даних. Вона формує журнал безпеки, що дає можливість аналізувати інциденти та відстежувати поведінку користувачів. У поєднанні з API-gateway IDS підвищує загальний рівень захищеності сервісу і зменшує навантаження на сервери застосунку. Модель ознак для аналізу API-подій описує, які характеристики запиту є важливими для виявлення аномалій. До таких характеристик належать час між запитами, розмір переданих даних, тип операції, HTTP-метод, статус відповіді та частота повторних звернень. Також суттєвими є параметри маршруту, IP-адреса джерела та кількість помилок за короткий проміжок часу. На основі цих ознак IDS може встановити нормальну поведінку API та помічати відхилення. Побудова правильної моделі ознак підвищує точність виявлення атак і зменшує кількість хибних спрацювань.

Інтеграція IDS може бути виконана у вигляді проміжного шару між API-gateway та мікросервісами. API-gateway приймає всі зовнішні запити і передає їх у IDS-модуль для аналізу. IDS працює в режимі реального часу й оцінює кожен запит за описаною вище моделлю ознак. У разі виявлення аномалії IDS позначає подію як підозрілу, може заблокувати запит або сповістити службу моніторингу. Після цього очищений або дозволений трафік прямує до відповідного мікросервісу. Така інтеграція не змінює логіку сервісу, але підвищує його безпеку й надійність.

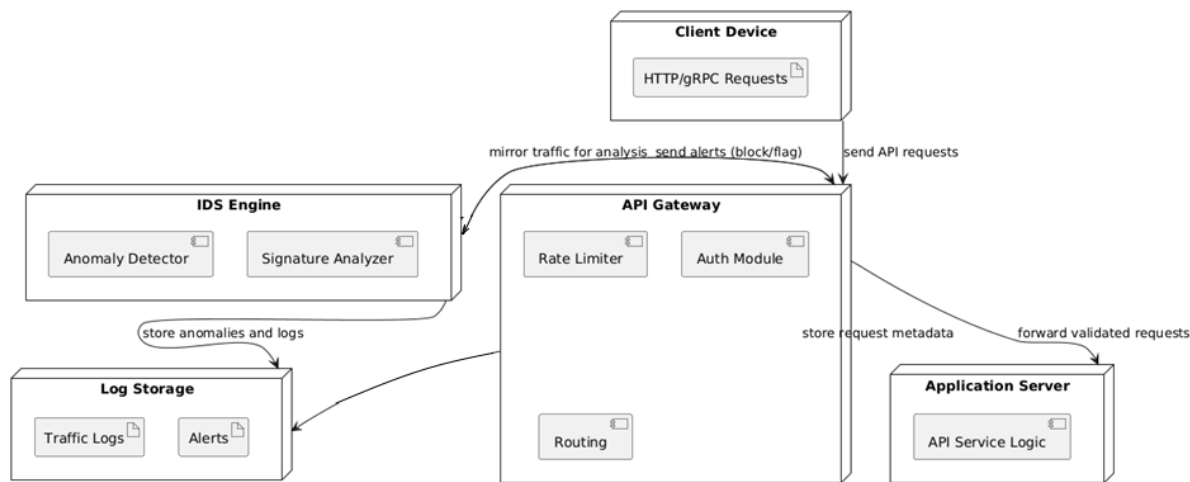


Рисунок 1 - Інтеграція IDS у архітектуру API-сервісу

Висновки. Дослідження показало, що аномалії у трафіку API-сервісів є поширеним джерелом ризиків для веб- та мікросервісних систем. Використання IDS дає можливість виявляти як відомі, так і нові типи атак, спираючись на сигнатурний, поведінковий або машинний аналіз. Правильне формування ознак для аналізу запитів дозволяє підвищити точність класифікації подій та зменшити кількість хибних спрацювань.

Список використаних джерел

1 Sowmya M., Rai A. J., Spoorthi V. et al. API Traffic Anomaly Detection in Microservice Architecture. 2023 IEEE/ACM 23rd International Symposium on Cluster, Cloud and Internet Computing Workshops (CCGridW) (Bangalore, India, 05.2023). Bangalore, India : IEEE, 2023. DOI:10.1109/CCGridW59191.2023.00044. P. 206–213.

МОДЕЛЬ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ БЕЗПЕКИ МЕРЕЖЕВИХ СЕСІЙ НА EDGE-ПРИСТРОЯХ

Актуальність. Зростання кількості розподілених сенсорних і обчислювальних систем, побудованих на edge-пристроях, супроводжується суттєвим збільшенням обсягів локального мережевого трафіку та появою нових ризиків безпеки. Edge-вузли взаємодіють безпосередньо з фізичним середовищем, тому компрометація їхніх мережевих сесій може призвести до некоректної роботи кіберфізичних систем, порушення цілісності даних або несанкціонованого доступу. Традиційні централізовані методи аналізу трафіку не забезпечують необхідної швидкодії та контекстної чутливості в умовах обмежених обчислювальних ресурсів edge-пристроїв. Запровадження моделі оцінювання ризику мережевих сесій на основі зважених поведінкових ознак дає змогу здійснювати локальний, оперативний і адаптивний аналіз трафіку, що є важливою умовою підвищення безпеки й автономності сучасних розподілених систем.

Постановка задачі. Потрібно розробити модель, яка здійснює оцінювання ризику мережевих сесій на edge-пристроях шляхом аналізу набору поведінкових ознак та визначення їх відносної ваги. Завданням є формування системи характеристик мережевої активності, побудова алгоритму обчислення інтегрального ризикового показника, оцінка його чутливості та точності, а також перевірка працездатності моделі на тестових даних з різними типами мережевих сесій. Додатково передбачається оцінити придатність моделі до виконання на пристроях з обмеженими ресурсами та можливість її інтеграції в локальні системи моніторингу.

Об'єкт дослідження - мережеві сесії, що генеруються компонентами розподілених комп'ютерних систем на edge-пристроях. Предмет дослідження - алгоритми та моделі оцінювання ризику мережевих сесій на основі зважених поведінкових ознак.

Основний матеріал. Мережева сесія — послідовність взаємопов'язаних пакетів або запитів між двома вузлами, що характеризує логічну взаємодію в мережі. Поведінковий профіль — формалізований опис типових характеристик мережевої активності, що відображає нормальні закономірності взаємодії пристрою з мережею. Ознаковий простір — множина числових параметрів (ознак), за якими описують активність мережевої сесії для подальшого аналізу. Оцінювання ризику — процес визначення ймовірності того, що мережеву сесію можна віднести до потенційно небезпечної на основі сукупності ознак та їх ваг.

Поведінкові ознаки мережевої сесії — це сукупність вимірюваних характеристик, що відображають динаміку взаємодії між клієнтом і сервером у межах одного логічного сеансу передачі даних. Такі ознаки дозволяють оцінити не лише окремі пакети, а й загальний патерн поведінки трафіку, що є ключовим елементом у методах поведінкової аналітики та машинного навчання для виявлення ризикових або аномальних активностей на edge-пристроях.

До найпоширеніших поведінкових ознак належать:

- тривалість сесії, що показує інтервал часу між першим і останнім пакетами;
- інтенсивність передавання, яка характеризує темп появи пакетів;
- розподіл розмірів пакетів, що дозволяє фіксувати стабільність або нерівномірність трафіку;
- частота запитів та інтервали між ними, які сигналізують про регулярність або аномальне збільшення активності клієнта.

Формування таких ознак передбачає попереднє агрегування даних, побудову статистичних дескрипторів та нормалізацію параметрів відповідно до обмежених ресурсів edge-обчислень. Правильне визначення поведінкових ознак дає змогу моделі машинного навчання точніше класифікувати мережеві сесії за ризиком, відрізняючи легітимні патерни користувацької активності від потенційно шкідливих.

Зважування ознак у моделі оцінювання ризику мережевих сесій визначає внесок кожної поведінкової характеристики у підсумковий ризиковий індекс. Кожна ознака може мати різну

інформативність щодо виявлення небажаної активності, тому застосування ваг дозволяє коректно відобразити її значущість у загальній моделі.

Ваги встановлюють так, щоб сесії з нетиповою або статистично відхиленою поведінкою отримували вищий рівень ризику, ніж звичайні. Наприклад, різка зміна інтенсивності пакетів, збільшення частоти запитів або аномально короткі інтервали між повідомленнями часто свідчать про автоматизовану активність і можуть мати більший вплив на оцінку, ніж тривалість сесії чи середній розмір пакета.

Зважування може здійснюватися статистичними методами (нормалізація, обчислення ентропії, дисперсійний аналіз), а також машинними підходами (логістична регресія, градієнтні методи, стохастичні оптимізатори), що дає змогу автоматично адаптувати ваги під конкретне середовище або тип мережі. На edge-пристроях важливо підтримувати низьку обчислювальну складність, тому використовують легкі моделі, де ваги можуть бути попередньо оптимізовані на сервері та передані у пристрій у вигляді фіксованих коефіцієнтів.

Загалом система зважування ознак виконує дві функції: підсилює інформативні сигнали поведінкових відхилень і зменшує вплив другорядних характеристик. Це дає змогу формувати точніший ризиковий профіль кожної сесії, забезпечуючи кращу роботу моделі навіть за умов обмежених ресурсів edge-обладнання.

Опишемо просту модель оцінювання ризику. Почнемо з формування вектора поведінкових ознак. Нехай мережеву сесію описує вектор ознак:

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n),$$

де x_1 — тривалість сесії;
 x_2 — інтенсивність (пакетів/с);
 x_3 — розподіл розмірів пакетів;
 x_4 — частота запитів до одного вузла;

Усі ознаки нормалізуються до інтервалу $x_i \in [0,1]$, щоб пристрій міг обробляти їх із мінімальними витратами обчислень.

Кожній ознаці надається ваговий коефіцієнт:

$$\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n), \quad w_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1.$$

Оцінка ризику мережевої сесії обчислюється як:

$$R = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i, \quad R \in [0,1].$$

Edge-пристрій приймає рішення:

$$\text{сесія аномальна, якщо } R \geq \theta,$$

де θ — настроюваний поріг.

Щоб побудувати модель оцінювання ризику мережевих сесій на основі зважених поведінкових ознак потрібно сформулювати перелік поведінкових характеристик мережевої сесії: тривалість сесії; кількість пакетів; інтенсивність пакетів у часі; кількість запитів до API; інтервали між запитами; коефіцієнт варіації трафіку; частка нетипових HTTP-методів; співвідношення вхідного та вихідного трафіку. Ваги можуть задаватися: експертно, статистично, машинним навчанням (логістична регресія, градієнтний бустинг, feature importance). Для визначення порогів ризику можна застосовувати ROC-аналіз, мінімізацію похибки класифікації, експертної оцінки, квантільного аналізу.

Висновок. Запропонований підхід до побудови моделі оцінювання ризику мережевих сесій на edge-пристроях демонструє можливість поєднання поведінкового аналізу трафіку з формалізованою системою зважених ознак. Формування векторів характеристик на основі таких параметрів, як тривалість, інтенсивність, частота запитів і розподіл пакетів, дає змогу отримати узгоджене представлення мережевої активності у вигляді числових профілів.

Список літератури

1. Marfo W., Rico E. A., Tosh D. K. et al. Network Anomaly Detection in Distributed Edge Computing Infrastructure. arXiv:2503.05700v1. 2025. URL: <https://arxiv.org/pdf/2503.05700>

ПРОДУКТИВНІСТЬ РЕНДЕРИНГУ ВІРТУАЛЬНОЇ РЕАЛЬНОСТІ ПРИ ДИНАМІЧНОМУ ОСВІТЛЕННІ

Актуальність. Сучасні системи віртуальної реальності (VR) вимагають стабільного рендерингу зі сталою високою частотою кадрів, оскільки навіть незначне падіння продуктивності призводить до зниження якості візуального сприйняття, появи артефактів та дискомфорту користувача. Динамічне освітлення, яке включає реалістичні тіньові карти, глобальне освітлення в реальному часі та змінні джерела світла, є одним із найресурсомісткіших компонентів 3D-графіки. Його використання у VR-середовищах прямо впливає на продуктивність рендерингу та здатність системи підтримувати необхідні показники FPS і латентності. Тому оцінювання впливу різних моделей динамічного освітлення на швидкодію VR-движка є актуальною задачею для підвищення ефективності алгоритмів візуалізації та оптимізації VR-застосунків.

Постановка завдання. Необхідно дослідити, як різні методи динамічного освітлення впливають на продуктивність рендерингу у VR-середовищах, визначити найбільш ресурсомісткі компоненти та встановити залежність між якістю освітлення та швидкодією системи. Слід провести експериментальні вимірювання FPS, часу рендерингу кадру, навантаження на GPU/CPU при використанні різних схем освітлення та визначити оптимальні параметри для VR-системи. Об'єкт дослідження - процес рендерингу тривимірних сцен у середовищі віртуальної реальності. Предмет дослідження - алгоритми динамічного освітлення та їхній вплив на обчислювальні характеристики рендерингу у VR-середовищах.

Основний матеріал. Динамічне освітлення - це метод формування світлових ефектів у тривимірній сцені, за якого положення, інтенсивність або властивості джерел світла змінюються в реальному часі. Таке освітлення використовується у VR-середовищах для підвищення реалістичності, адаптації сцени до дій користувача та створення візуальних ефектів, які реагують на рухи або події.

Основними типами динамічного освітлення є динамічні точкові джерела, спрямовані джерела, прожектори зі змінною формою світлового конуса, а також глобальні техніки, що враховують взаємодію світла з поверхнями у режимі реального часу. Для кожного типу характерна власна обчислювальна вартість, яка визначається потребою у багаторазових перерахунках освітлення, оновленні тіней, обробці відбиття або заломлення та синхронізації з частотою рендерингу VR-системи.

Динамічне освітлення значно впливає на швидкодію рендерингу у VR, оскільки його обчислення виконуються в реальному часі й потребують обробки великої кількості світлових взаємодій. На продуктивність впливають кілька ключових чинників. Першим є кількість активних джерел світла, оскільки кожне з них додає додатковий прохід освітлення або збільшує складність шейдерних обчислень. Другим чинником є обчислення тіней, адже тіньові карти потребують додаткових рендер-пасів і суттєво збільшують навантаження на GPU. Важливими є також властивості матеріалів, оскільки складні PBR-моделі з високою кількістю текстурних семплів збільшують час обробки кожного кадру. Окремо варто відзначити оновлення світлових карт, що виникає під час зміни позиції світла або геометрії сцени; такі операції можуть викликати різкі просідання FPS у VR-середовищах, де стабільність кадру є критичною.

Оцінювання впливу динамічного освітлення виконується через вимірювання ключових метрик продуктивності. Основними параметрами є FPS, який характеризує стабільність візуалізації; latency, що визначає затримку між дією користувача і оновленням сцени; та frame time, який показує кількість часу, необхідну для рендерингу одного кадру. Аналіз проводять у VR-сценах різної складності: від мінімалістичних середовищ до сцен із великою кількістю динамічних джерел світла, тіней і складних матеріалів. Порівнюють продуктивність при зміні параметрів освітлення, кількості об'єктів та умов оновлення світлових карт.

Для оцінки продуктивності рендерингу позначимо:

P - загальна продуктивність рендерингу.

FT - середній час рендерингу кадру (frame time).

FPS - кількість кадрів за секунду.

L - кількість динамічних джерел світла.

C_s - вартість обчислення тіней.

C_m - вартість обробки матеріалів.

C_l - вартість оновлення світлових карт lightmaps, shadowmaps.

Продуктивність для віртуальної реальності найчастіше вимірюють у FPS:

$$FPS = \frac{1}{FT}.$$

Для ВР бажано $FPS \geq 90$, тобто $FT \leq 11$ ms.

Час рендерингу кадру як сума витрат

$$FT = C_b + C_s(L) + C_m + C_l,$$

де C_b - базова вартість рендерингу сцени без динамічного освітлення.

Залежність від кількості джерел світла:

$$C_s(L) = \alpha \cdot L,$$

де α - середні витрати на обробку одного динамічного джерела світла (включає розрахунок тіней, видимості, attenuation тощо).

Продуктивність з урахуванням усіх факторів

$$P = \frac{1}{C_b + \alpha L + C_m + C_l}.$$

Динамічне освітлення додає лінійні витрати, які ростуть із кількістю світильників. Складніші матеріали підвищують C_m . Тіньові карти чи глобальне освітлення створюють додаткове навантаження C_l . Продуктивність обернено пропорційна сумі всіх витрат.

Опишемо простий алгоритм адаптивного освітлення, який підвищує продуктивність, зменшуючи обчислювальну вартість там, де це можливо. Алгоритм працює за замкненим циклом «моніторинг > оцінка > адаптація». На кожному кадрі або через певний інтервал часу система вимірює продуктивність і порівнює значення з цільовими. Якщо продуктивність нижча за цільову, алгоритм поступово зменшує «вартість» освітлення:

– вимикає або спрощує динамічні джерела світла, що найменше впливають на зображення (дальні або перекриті об'єктами);

– зменшує роздільну здатність тіней;

– зменшує частоту оновлення світлових карт;

– переводить частину джерел у напівдинамічний режим.

Для вибору, що змінювати першим, використовується пріоритизація:

– кожному джерелу світла призначається «важливість» (важливі об'єкти сцени, зона фіксації погляду користувача);

– усі операції починаються з джерел із найнижчою важливістю, щоб втрата якості була мінімально помітною.

Висновки. Динамічне освітлення є одним із ключових чинників, які визначають продуктивність рендерингу у віртуальній реальності. Основні витрати ресурсів пов'язані з обчисленням множинних джерел світла, побудовою тіней, оновленням світлових карт і складністю матеріалів сцени. Алгоритмічні оптимізації, зокрема адаптивне зниження точності обробки світла, використання попередньо обчислених карт освітлення, дають змогу покращити стабільність рендерингу без помітної втрати візуальної якості.

Список літератури

1. Wang X., Hu D., Yang C. Dynamic Illumination for Real-time Volume Visualization in Virtual Reality Environment. 2024 5th International Seminar on Artificial Intelligence, Networking and Information Technology (AINIT) (Nanjing, China, 29.03.2024). Nanjing, China : IEEE, 2024. DOI:10.1109/AINIT61980.2024.10581689. P. 26–30.

ОПТИМІЗАЦІЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО РЕГУЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ АБСОРБЦІЇ НІТРОЗНИХ ГАЗІВ

Вступ. Абсорбція нітрозних газів (NO , NO_2 , N_2O_3 , N_2O_4 , N_2O_5) є критичним етапом виробництва азотної кислоти і водночас важливою природоохоронною технологією, спрямованою на зниження токсичних викидів у атмосферу. Через змінність складу газового потоку, нестійкість температурних режимів та чутливість масообмінних процесів до коливань навантаження традиційні системи регулювання часто демонструють недостатню точність і повільність реакції. Тому актуальною є модернізація систем автоматизації з використанням сучасних засобів вимірювання, інтелектуальних регуляторів, ПЛК та SCADA-платформ.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження - технологічний процес абсорбції нітрозних газів у системі очищення відхідних газових потоків. Предмет дослідження – методи та засоби автоматичного регулювання параметрів процесу абсорбції (температури, тиску, концентрації, витрати рідини й газу).

Метою роботи є удосконалення методів автоматичного регулювання процесу абсорбції нітрозних газів шляхом оптимізації структури керування та модернізації комплексу технічних засобів.

Основний матеріал. Процес абсорбції відбувається в колонному апараті (тарілчастому або насадковому), де газові NO_x поглинаються водою або слабкою азотною кислотою з утворенням концентрованого абсорбційного розчину [1-2]. Ефективність масообміну визначається температурою, тиском, швидкістю газу, висотою насадки та концентрацією реагентів. На рисунку 1 представлена технологічна карта, що містить: вхід газу, вхід абсорбенту, відвід очищеного газу, відбір кислоти, циркуляційну лінію.

У системі значними є нелінійність характеристик, зворотні зв'язки між концентрацією та температурою, запізнення по каналах вимірювання та затримки у масообмінних процесах. Це робить необхідною побудову оптимізованої та багатоконтурної системи автоматизації.

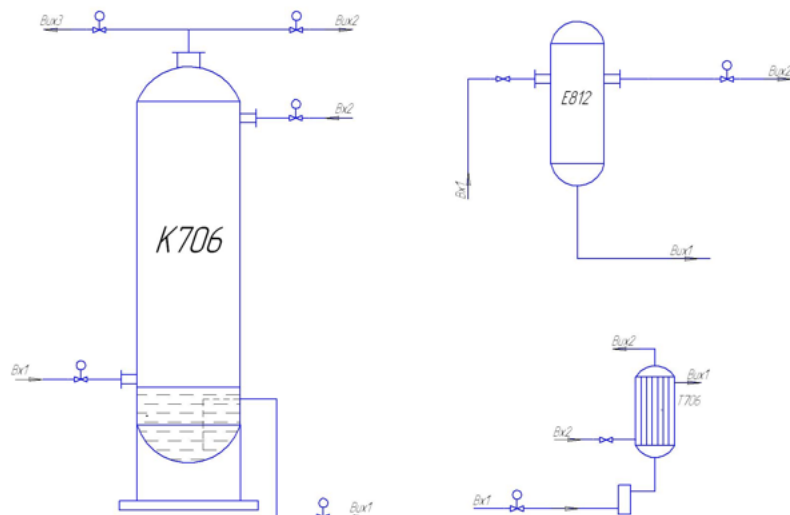


Рисунок 1 – Спрощена технологічна схема абсорбційної колони

У переважній більшості промислових схем застосовують ПІД-регулятори, що працюють за класичними принципами стабілізації, а саме:

- температури в апараті;
- концентрації вихідної азотної кислоти;
- тиску в газовому тракті;
- рівня і витрати абсорбенту.

До недоліків типових систем відносяться: недостатня швидкодія при різких змінах складу газу; неможливість ефективного керування багатовимірними режимами; відсутність адаптивного регулювання; низька ефективність блокувань і сигналізацій при аварійних змінах тиску.

Щоб усунути ці недоліки, необхідна оптимізація структури системи керування та впровадження сучасних засобів збору та обробки вимірювальної інформації.

Для підвищення стабільності технологічного процесу пропонується використання багатоконтурної системи зі взаємопов'язаними контурами регулювання:

1. Контур температури з використанням каскадного регулювання.
2. Контур концентрації HNO_3 , що базується на онлайн-аналізаторах.
3. Контур тиску газового потоку, інтегрований із загальноцеховою системою протитиску.
4. Контур витрати абсорбенту, що забезпечує стабільну інтенсивність масообміну.

Впровадження сучасних ПЛК (Siemens S7-1200, ОВЕН ПЛК100 тощо) забезпечує можливість адаптивного регулювання, цифрової фільтрації шумів, реалізації математичних моделей всередині контролера, захисних блокувань у реальному часі.

Для визначення оптимальних параметрів регуляторів була побудована узагальнена математична модель процесу абсорбції (рисунок 2), що описує масообмін між газовою та рідинною фазами; зміну концентрації NO_2 у газі вздовж висоти колони; тепловий ефект поглинання; гідродинаміку газорідинного потоку.

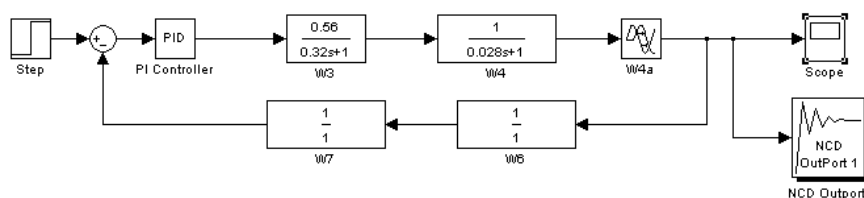


Рисунок 2 - Структурна схема математичної моделі внутрішнього контуру САР

Оптимізація проводилася методом пошуку мінімуму функціоналу відхилення концентрації та температури при обмеженнях на тиск і витрату.

Після оптимізації встановлено:

- стабільність концентрації азотної кислоти зросла на 12–18%;
- коливання температури в верхній частині колони зменшились у 1,4–1,6 рази;
- енерговитрати на циркуляційний насос знизились на 5–7%;
- швидкість реакції системи на зміни складу газу збільшилась у 2,1 рази;
- кількість аварійних сигналів за моделлю зменшилась на 40%.

Це свідчить про доцільність застосування адаптивних алгоритмів та сучасних технічних засобів автоматизації.

Висновки. У статті розглянуто підходи до підвищення ефективності автоматизованого регулювання процесу абсорбції нітрозних газів у виробництві азотної кислоти та споріднених технологіях. Проаналізовано ключові параметри процесу, розроблено удосконалену структуру системи керування та запропоновано алгоритм оптимального регулювання концентрації й температурно-гідродинамічних умов. Обґрунтовано, що модернізація системи автоматичного регулювання процесу абсорбції нітрозних газів значно підвищує ефективність технології та екологічну безпечність. Запропонована багатоконтурна структура регулювання, удосконалені алгоритми керування та використання сучасної SCADA-платформи забезпечують стабільність технологічного процесу, зниження рівня NO_x у відхідних газах та підвищення якості кінцевого продукту.

Список літератури

1. Габринєць О.М. Процеси та апарати хімічних виробництв / О.М. Габринєць, М.В. Калюжний – Львів : Вид-во Львівської політехніки, 2019. – 584 с.
2. Дяченко Ф. Д. Технологічні процеси та їх автоматизація в хімічній промисловості. Дніпро: НМетАУ, 2019. - 284 с.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ «COGNILEX»

Вступ. CogniLex — це інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови, який поєднує нейромережеві алгоритми, діагностику помилок та адаптивну модуляцію навчальних вправ. У контексті цифровізації освіти та зростання ролі мобільних платформ, CogniLex пропонує нову парадигму навчання, що враховує когнітивний стан користувача, типи помилок та історію реакцій. Завдяки інтеграції модулів Error Pattern Analysis (EPA) та Adaptive Exercise Modulation (AEM), метод забезпечує глибоку персоналізацію, спрямовану на подолання феномену «плато навчання» та підвищення ефективності засвоєння лексики [1]. Сучасні дослідження мобільного та інтелектуально підтримуваного навчання підтверджують, що індивідуалізація навчального процесу та адаптивні алгоритми суттєво підвищують рівень довготривалого запам'ятовування та швидкість формування лексичної компетентності [2; 3]. У цьому контексті CogniLex вирішує проблему недостатньої адаптивності традиційних SRS-алгоритмів (spaced repetition systems), які, попри високу популярність, не враховують когнітивних особливостей користувача й типів помилок, що знижує ефективність навчання та призводить до «плато засвоєння».

Постановка задачі. Об'єкт дослідження — процес персоналізованого вивчення іноземної лексики в умовах мобільного навчання.

Предмет дослідження — нейромережевий метод CogniLex, що базується на аналізі когнітивного стану користувача, типів помилок та адаптивному плануванні повторень.

Мета дослідження — розробка програмного комплексу CogniLex з вбудованими модулями Error Pattern Analysis (EPA) та Adaptive Exercise Modulation (AEM), який реалізує інтелектуальну персоналізацію навчання на основі формалізованих когнітивних параметрів та адаптивної зміни складності навчальних вправ.

Основні завдання дослідження включають:

- формалізацію моделі когнітивного стану користувача;
- розроблення алгоритму первинного імпринтингу для визначення початкових когнітивних параметрів слова;
- створення модуля EPA для класифікації помилок;
- створення модуля AEM для динамічної адаптації вправ;
- інтеграцію всіх компонентів у єдину архітектуру мобільного застосунку;
- експериментальну перевірку ефективності методу порівняно з класичними системами інтервального повторення.

Основний матеріал. CogniLex базується на моделі когнітивного стану, що включає параметри майстерності, фактора легкості, часових інтервалів та латентності реакцій. Метою такої моделі є можливість кількісного опису того, як користувач сприймає, зберігає та відтворює лексичні одиниці у часі. Це відповідає сучасним тенденціям когнітивної інформатики та адаптивного навчання [2].

Одним із ключових компонентів системи є алгоритм первинного імпринтингу (Initial Imprinting Algorithm). Він визначає стартові значення когнітивних параметрів залежно від частотного рангу слова та його N-грамної подібності. Слова з високою частотою вживання отримують підвищений коефіцієнт легкості, що прискорює їх початкове засвоєння; рідковживані слова — нижчий, що дозволяє розподілити когнітивне навантаження рівномірніше. У випадках високої N-грамної подібності між словами активуються механізми корекції, що підвищує точність моделювання когнітивних процесів.

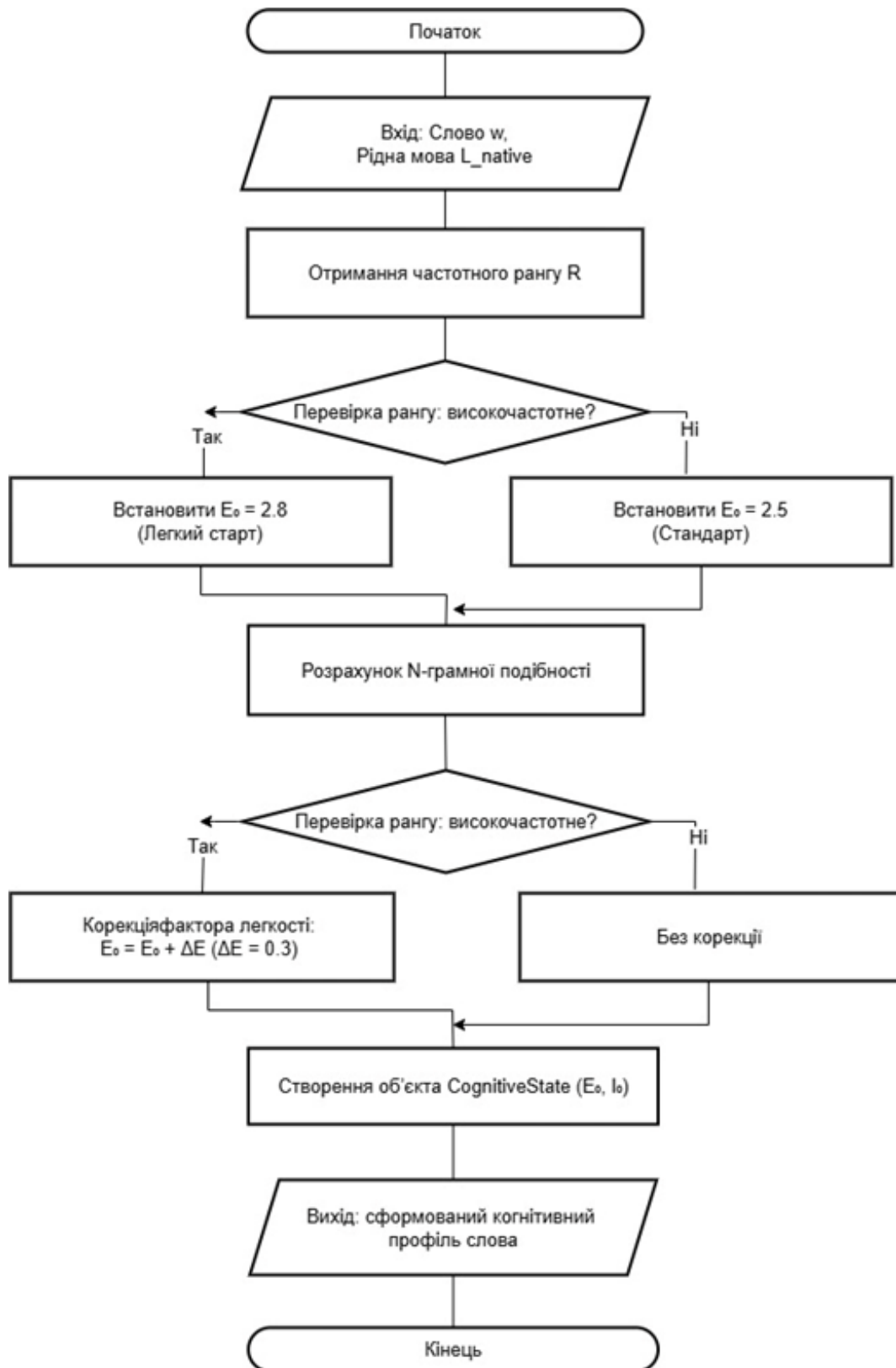


Рисунок 1 – Алгоритм первинного імпринтингу (Initial Imprinting Algorithm) у методі CogniLex.

Модуль Error Pattern Analysis (EPA) виконує класифікацію типів помилок, використовуючи метричний аналіз рядків (наприклад, відстань Левенштейна) та часові характеристики реакцій. Це дозволяє виявляти орфографічні, семантичні та когнітивні відхилення, формувати індивідуальні патерни помилок та динамічно адаптувати подальші вправи.

Модуль Adaptive Exercise Modulation (AEM) аналізує результати EPA та обирає оптимальний тип вправи: переклад, вибір із варіантів, контекстуальне вживання, орфографічне

доповнення тощо. Це відповідає сучасним моделям адаптивного навчання, що підтверджено ефективністю в експериментальних дослідженнях персоналізованих навчальних систем [3].

Програмна реалізація CogniLex виконана як кросплатформовий мобільний додаток, що інтегрує сучасні бібліотеки глибинного навчання. Завдяки цьому досягається висока продуктивність та масштабованість системи, а також забезпечується можливість обробки великих обсягів навчальних даних.

Експериментальна валідація на тестовій вибірці показала, що застосування CogniLex призводить до значного покращення утримання знань та швидкості навчання порівняно з класичними SRS-алгоритмами. Зокрема, було зафіксовано скорочення кількості повторень, зниження когнітивного навантаження та підвищення мотивації користувачів. Ці результати узгоджуються з аналітичними висновками сучасних метааналізів у сфері мобільного вивчення лексики [1; 2].

Висновки. Метод CogniLex демонструє високу ефективність у персоналізованому навчанні лексики, забезпечуючи адаптацію до індивідуальних когнітивних характеристик користувача. Його архітектура дозволяє інтеграцію в освітні платформи, системи моніторингу знань та сервіси EdTech.

Список літератури

1. Hao T., Mohan E., Chen J. Technology-assisted vocabulary learning for EFL learners: A meta-analysis. *Journal of Research on Educational Effectiveness*. 2021. Vol. 14(3). Pp. 645–667.
2. Mihaylova M., Gorin S., Reber T. P., Rothen N. A meta-analysis on mobile-assisted language learning applications: Benefits and risks. *Psychologica Belgica*. 2022. Vol. 62(1). Pp. 252–271.
3. Atai M. R., Xodabande I., Hashemi M. R. Exploring the effectiveness of mobile-assisted learning with digital flashcards in enhancing long-term retention of technical vocabulary. *Computers in Education*. 2024.

ГІБРИДНИЙ ПІДХІД БПЛА–SCADA ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЛУГОВУВАННЯ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЙ

Вступ. Зростання масштабів фотоенергетики супроводжується збільшенням кількості деградаційних процесів у сонячних панелях, що впливають на продуктивність і собівартість виробленої електроенергії. Дефекти типу “гарячих точок”, деградація контактів, локальні аномалії або порушення теплового балансу часто залишаються непоміченими у класичних SCADA-системах. Сучасні підходи до технічного обслуговування дедалі частіше використовують безпілотні літальні апарати з тепловізійною оптикою, однак такі рішення рідко інтегруються з SCADA-даними в єдину систему прогнозування дефектів. Саме тому актуальним є створення гібридної системи, що поєднує аналіз часових рядів інверторів та аеротермографію для раннього виявлення потенційних відмов.

Постановка задачі. Метою дослідження є розроблення комплексного підходу прогнозного технічного обслуговування фотоелектричних установок на основі інтеграції SCADA-показників і термографічних зображень, отриманих з UAV. У роботі поставлено завдання створити модель, яка дозволить визначати аномалії електричних параметрів за допомогою LSTM-AE, ідентифікувати дефекти панелей через CNN-аналіз термальних зображень, виконувати об’єднання результатів у модулі прийняття рішень і формувати індекс пріоритетності технічного обслуговування.

Основний матеріал. Гібридний підхід передбачає єдину схему оброблення двох різнорідних потоків: UAV-термографії та часових рядів SCADA. Первинна обробка інверторних даних включає нормалізацію, видалення пропусків, побудову рекурентних ознак та навчання моделі LSTM-Autoencoder, яка реконструює значення активної потужності. Аномалія визначається як відхилення між прогнозованими та фактичними показниками

$$\varepsilon(t) = |y(t) - \hat{y}(t)|_2, \quad A(t) = \frac{\varepsilon(t) - \mu}{\sigma}.$$

UAV-зображення оброблялися моделлю YOLOv5, а на основі температурного поля $T(x, y)$ обчислювався термічний контраст

$$\Delta T = T_{\text{hotspot}} - T_{\text{baseline}}.$$

Отримані характеристики інтегрувалися у модуль прийняття рішень, який формував індекс

$$\text{MPI}_i = \alpha A(t) + \beta D_i + \gamma T_i,$$

де D_i — UAV-оцінка, T_i — тренд деградації. Результати показали, що комбіноване моделювання дозволяє зменшити кількість хибно негативних рішень і підвищити ефективність технічного обслуговування на рівні станції.

Висновки. Запропоновано інтегровану систему прогнозного технічного обслуговування, яка поєднує аналіз SCADA та UAV-термографію. Розроблений підхід демонструє високу точність виявлення дефектів, дозволяє зменшити втрати енергетичної продуктивності та забезпечує підвищення надійності експлуатації фотоелектричних станцій.

Список літератури

1. Radiuk A., Pavlyuk O., Dubchak L. UAV-Based Thermal Inspection of Photovoltaic Systems. Renewable Energy, 2023.
2. Dubchak L., Derysh B., Voronov I. Intelligent Diagnostics of PV Panels Using Hybrid ML Models. IEEE ICEE, 2024.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
4. IEC 61215: Terrestrial Photovoltaic Modules – Design Qualification and Type Approval, 2021.

КЛАСИФІКАЦІЯ ДЕФЕКТІВ НА ОСНОВІ ANFIS ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ЛОПАТОК ВІТРОВИХ ТУРБІН

Вступ. Підвищення потужностей вітроенергетики супроводжується відповідним зростанням кількості аеродинамічних, структурних і термічних дефектів лопатей вітрових турбін. Локальні перегріви, внутрішні тріщини, деламінація та ерозія крайок часто виявляються запізно, що призводить до аварійних зупинок та значних фінансових втрат. Класичні методи контролю вимагають зупинки турбіни, тоді як сучасні CNN-моделі хоч і демонструють високу точність, але залишаються “чорними скриньками” з обмеженою пояснюваністю. Це обумовлює потребу у моделях, здатних поєднувати точність нейромереж з інтерпретованістю експертних систем.

Постановка задачі. Метою дослідження є створення мультиспектрального методу класифікації дефектів лопатей, побудованого на основі ANFIS. Завданнями роботи є формування нечіткої бази знань, побудова мультиспектральних ознак (RGB, IR, текстурних та температурних), інтеграція CNN-детектора пошкоджень та навчання ANFIS для оцінки критичності дефектів.

Основний матеріал. Дані формувалися на основі UAV-огляду лопатей у режимах RGB та IR. Попередня сегментація проводилася моделлю YOLOv8, яка виділяла тріщини, ерозійні ділянки та перегріті області. З кожного сегмента обчислювалися температурні та текстурні характеристики

$$T_{avg} = \frac{1}{|R|} \sum_{(i,j) \in R} T(i,j), \quad g_T = \frac{1}{|R|} \sum_{(i,j) \in R} |\nabla T(i,j)|.$$

У структурному аналізі використовувалися LBP, дисперсія, edge-sharpness та коефіцієнт лінійності

$$L = \frac{\text{length}}{\text{width}}.$$

Модель ANFIS включала п'ять рівнів, де нечіткі множини Low, Medium, High ґрунтувалися на стандарті IEC 61400. Для функцій належності застосовано гаусові розподіли

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x - c)^2}{2\sigma^2}\right).$$

Фінальний висновок виконано методом центру ваг

$$C_{final} = \frac{\sum_{k=1}^M w_k y_k}{\sum_{k=1}^M w_k}.$$

Результати експериментів показали, що ANFIS демонструє низьку середню абсолютну помилку та високу узгодженість з експертними оцінками, перевищуючи показники SVM, Random Forest та лінійних моделей.

Висновки. Запропонований ANFIS-підхід забезпечує інтерпретовану та точну оцінку критичності дефектів лопатей. Модель придатна для використання у системах автоматизованої діагностики вітрових електростанцій та дозволяє суттєво підвищити безпеку їх експлуатації.

Список літератури

1. Dubchak L., Radiuk A. Multispectral UAV Diagnostics of Wind Turbine Blades. Energy Reports, 2024.
2. Jang J.-S. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993.
3. IEC 61400-1: Wind Turbines – Design Requirements, 2019.
4. Kazemi M., Mirzaei M. Infrared Thermography for Wind Turbine Blade Fault Detection. Renewable Energy, 2022.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ФРЕЙМВОРКІВ РОЗГОРТАННЯ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ НА МІКРОКОНТРОЛЕРАХ

Актуальність. Зростання кількості локальних обчислювальних платформ - мікроконтролерів, одноплатних комп'ютерів та вбудованих систем - підвищує потребу у виборі оптимальних фреймворків для ефективного розгортання моделей машинного навчання. Різні фреймворки істотно відрізняються за продуктивністю, енергоспоживанням, підтримкою апаратних прискорювачів та вимогами до ресурсів, що ускладнює прийняття інженерних рішень [1-3]. Тому порівняльний аналіз цих інструментів є необхідним для забезпечення стабільної та енергоефективної роботи ML-моделей на локальних пристроях.

Постановка задачі. Провести аналіз сучасних фреймворків розгортання, оцінити їхню продуктивність, сумісність з апаратними платформами та особливості оптимізаційних механізмів. Сучасні фреймворки: ONNX Runtime, TensorRT, TFLite, OpenVINO. Об'єкт дослідження - процес розгортання та виконання моделей машинного навчання на локальних обчислювальних пристроях. Предмет дослідження - фреймворки, алгоритмічні механізми та інструменти оптимізації, що забезпечують інференс ML-моделей у локальних системах з обмеженими ресурсами.

Основний матеріал. У сучасних локальних обчислювальних системах для розгортання моделей машинного навчання застосовують кілька провідних фреймворків, що відрізняються архітектурою, рівнем оптимізацій та підтримкою апаратних прискорювачів. ONNX Runtime забезпечує універсальність і кросплатформеність, підтримує різні бекенди (CPU, CUDA, TensorRT, DirectML), а також дає змогу виконувати моделі у форматі ONNX з використанням графових оптимізацій і вибору оптимального виконавця. TensorRT орієнтований на високопродуктивний інференс на GPU NVIDIA; він використовує FP16/INT8-квантування, шарові ф'юзії та генерацію оптимальних обчислювальних графів, що забезпечує максимальну швидкість обробки. TensorFlow Lite призначений для мобільних і вбудованих платформ, пропонує компактний формат моделей і підтримує прискорення на Edge TPU, CPU та DSP, з акцентом на енергоефективність. OpenVINO оптимізує моделі для процесорів Intel, інтегрує апаратні інструкції, підтримує heterogeneous execution і забезпечує низьку затримку на пристроях IoT. До додаткових інструментів належать TVM, який компілює моделі у високоефективний код під специфічний процесор, та PyTorch ExecuTorch, орієнтований на виконання моделей PyTorch на мобільних платформах і MCU.

Порівняння фреймворків виконувалося за ключовими характеристиками, що визначають ефективність локального інференсу. Продуктивність охоплює швидкість обробки вхідних даних та затримку, що є критичним для систем реального часу. Енергоспоживання визначає придатність фреймворку для енергообмежених платформ, зокрема мобільних та IoT-пристроїв. Підтримка апаратних прискорювачів враховує можливість використання GPU, VPU, TPU або спеціалізованих інструкцій процесора для прискорення обчислень. Вимоги до пам'яті оцінюють обсяг RAM та VRAM, необхідний для виконання моделі, що особливо важливо для одноплатних комп'ютерів та мікроконтролерів. Сумісність із модельними форматами показує, які типи моделей підтримує фреймворк та наскільки легко виконати конверсію без втрати точності чи функціональності.

Для порівняння фреймворків було обрано репрезентативний набір моделей (класифікація зображень, сегментація, прості згорткові мережі) у декількох варіантах точності (float32, float16, int8) та декілька локальних платформ. Інференс оцінювався за метриками середньої затримки (latency), пропускну здатності (inferences per second), стабільності часу відповіді, використання пам'яті та відносного енергоспоживання. Вимірювання виконувалися серіями запусків із фіксованими батчами вхідних даних, із попереднім "розігрівом" моделі, фіксацією часу за допомогою вбудованих засобів профілювання та зовнішніх утиліт, а також усередненням

результатів і відкиданням аномальних значень для отримання статистично коректних показників.

Діаграма на рисунку 1 відображає структуру розгортання ML-моделі у середовищі локального інференсу. Вона складається з двох основних вузлів. Host System (станція розробника) використовується для тренування моделі, її перетворення у потрібний формат та проведення оптимізацій, таких як quantization або graph simplification. Тут виконуються фреймворки високого рівня та конвертери, які формують фінальний варіант моделі для edge-платформи.

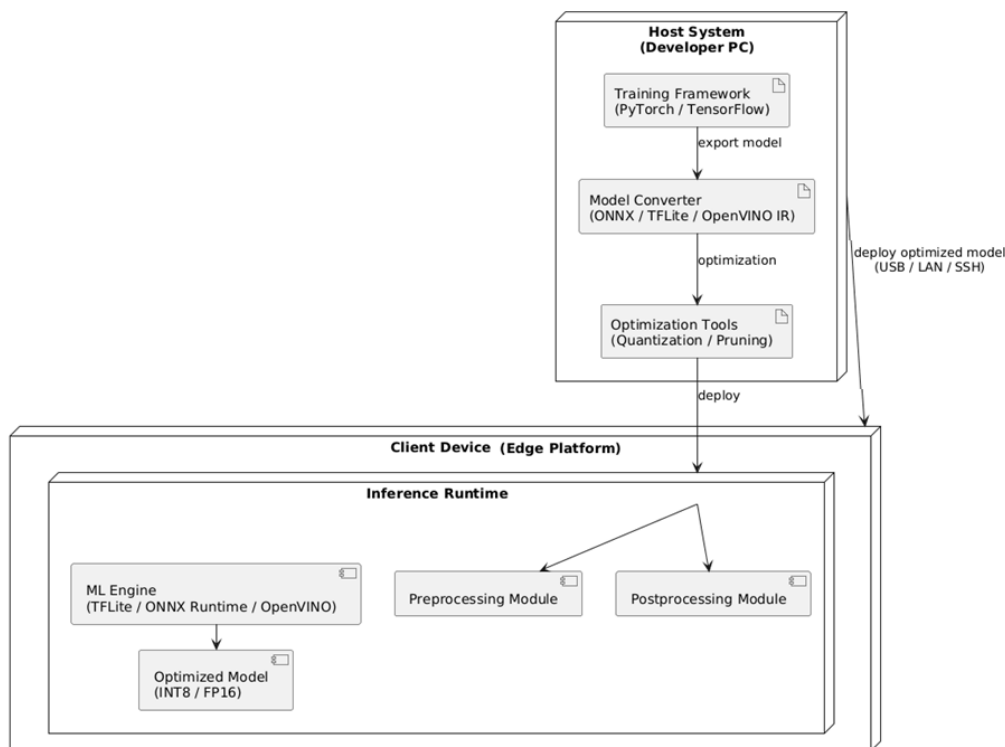


Рисунок 1 - Структура розгортання ML-моделі

Локальний пристрій «Client Device» є середовищем виконання інференсу. Це може бути Raspberry Pi, Jetson Nano, Coral Edge TPU або інший одноплатний комп'ютер. Усередині пристрою функціонує Inference Runtime, що містить оптимізований ML-двигун, а також модулі попередньої та післяобробки даних. Модель запускається без підключення до хмарних сервісів, забезпечуючи низьку затримку, енергоефективність та роботу в режимі реального часу.

Комунікація між вузлами може виконуватися через локальну мережу, USB або інші інтерфейси, але модель завжди виконується автономно на edge-пристрої, що забезпечує конфіденційність даних та незалежність від зовнішніх ресурсів.

Висновки. У ході дослідження проаналізовано сучасні фреймворки розгортання моделей машинного навчання та визначено їх придатність для використання на локальних обчислювальних платформах. Встановлено, що різні інструменти - ONNX Runtime, TensorRT, TFLite, OpenVINO та інші - пропонують суттєво різний рівень продуктивності, енергоспоживання та підтримки апаратних прискорювачів, що безпосередньо впливає на ефективність інференсу в системах реального часу.

Список літератури

1. Hanafy W. A., Molom-Ochir T., Shenoy R. Design Considerations for Energy-efficient Inference on Edge Devices. *Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Future Energy Systems*. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, 2021. P. 302–308.
2. Li Z., Li H., Meng L. Model Compression for Deep Neural Networks: A Survey. *Computers*. Вип. 12, № 3. P. 60.
3. Dantas P. V., Sabino da Silva W., Cordeiro L. C. та ін. A comprehensive review of model compression techniques in machine learning. *Applied Intelligence*. Вип. 54, № 22. P. 11804–11844.

ВИКОНАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ЕНЕРГООБМЕЖЕНИХ КОМП'ЮТЕРНИХ ПЛАТФОРМАХ

Актуальність. Енергообмежені комп'ютерні платформи - одноплатні комп'ютери, мобільні пристрої та вбудовані системи - усе частіше використовуються для локального виконання моделей машинного навчання. Проте їхні апаратні обмеження (низька продуктивність, малий обсяг пам'яті та обмежене енергоспоживання) створюють потребу в оптимізації нейронних мереж для забезпечення стабільності інференсу та роботи в реальному часі. Оптимізація моделей стає критично важливою для застосувань у сфері IoT, робототехніки, безпеки та автономних систем.

Постановка задачі. Визначити ефективні методи зменшення обчислювальної складності нейронних мереж, дослідити вплив технік quantization, pruning, knowledge distillation та оптимізованих runtime-середовищ на продуктивність моделей, а також оцінити їх ефективність за умов обмежених енергетичних і апаратних ресурсів. Об'єкт дослідження - процес виконання нейронних мереж на енергообмежених апаратних платформах. Предмет дослідження - алгоритмічні та програмні методи оптимізації нейронних мереж, що забезпечують підвищення швидкодії та зниження енергоспоживання під час локального інференсу.

Основний матеріал. Енергообмежені обчислювальні платформи різняться за архітектурою, однак поділяють спільні характеристики, що істотно впливають на виконання нейронних мереж. Мікроконтролери мають мінімальний обсяг оперативної пам'яті (кілька сотень кілобайтів), відсутність апаратної підтримки SIMD-інструкцій і обмежену тактову частоту, що зумовлює необхідність використання сильно спрощених моделей і інтенсивних технік оптимізації. Одноплатні комп'ютери, наприклад, Raspberry Pi, Orange Pi, Jetson Nano, забезпечують вищу продуктивність завдяки багатоядерним CPU та наявності GPU або VPU. Проте все одно працюють у межах обмеженої енергетичної потужності та пропускної здатності пам'яті, що впливає на стабільність інференсу та нагрівання пристрою. Мобільні прискорювачі Edge TPU призначені для виконання оптимізованих нейромереж із низькою затримкою та високою енергоефективністю, однак вимагають моделей зі спеціальними форматами ваг, суворими обмеженнями на типи операцій та попереднім графовим перетворенням. Сукупність цих факторів робить оптимізацію моделей ключовою умовою для їх коректного та швидкого виконання на локальних енергообмежених пристроях.

Оптимізація нейронних мереж для енергообмежених платформ ґрунтується на зменшенні обчислювальної складності та обсягу пам'яті, необхідної для роботи моделі. Одним із ключових підходів є квантування, яке переводить ваги та активації з високоточної числової форми у цілочисельне подання з меншою розрядністю. Це знижує обсяг пам'яті та прискорює обчислення, зберігаючи прийнятну точність. Іншим поширеним методом є прорідження, яке вилучає несуттєві зв'язки або цілі нейрони, формуючи більш компактну модель з меншою кількістю операцій. Застосовується також дистилляція знань, коли складна модель виступає в ролі учителя, а менша модель відтворює її поведінку, що дає змогу отримати легкий варіант мережі з близькими показниками точності. Додаткове прискорення забезпечує графова оптимізація, яка включає спрощення обчислювального графа, усунення надлишкових операцій та об'єднання суміжних обчислень у єдині блоки. Сукупне застосування цих методів робить нейромережі придатними для виконання на платформах із невеликими ресурсами та забезпечує стабільну роботу у режимах реального часу.

Різні середовища виконання машинного навчання по-різному реалізують оптимізацію та апаратне прискорення, що визначає їхню ефективність на енергообмежених пристроях. TensorFlow Lite орієнтований на мобільні системи та невеликі одноплатні комп'ютери, підтримує квантування і використовує легкий формат моделі, що забезпечує низьку затримку та помірне енергоспоживання. ONNX Runtime є універсальним середовищем із широкою

підтримкою платформ і можливістю обирати різні виконуючі модулі, включно з прискоренням на графічних та нейронних процесорах. OpenVINO застосовує оптимізовані інструкції процесорів Intel і дає змогу поєднувати виконання на різних обчислювальних блоках, що знижує затримку та покращує стабільність роботи у системах реального часу. TensorRT демонструє найвищу продуктивність на графічних процесорах NVIDIA та підтримує глибоку оптимізацію, включно з квантуванням і перетворенням обчислювального графа, проте прив'язаний до конкретної апаратної екосистеми. Кожне з цих середовищ має свої сильні сторони та обмеження, тому вибір залежить від доступного обладнання, цільової моделі та вимог до швидкодії й енергоефективності.

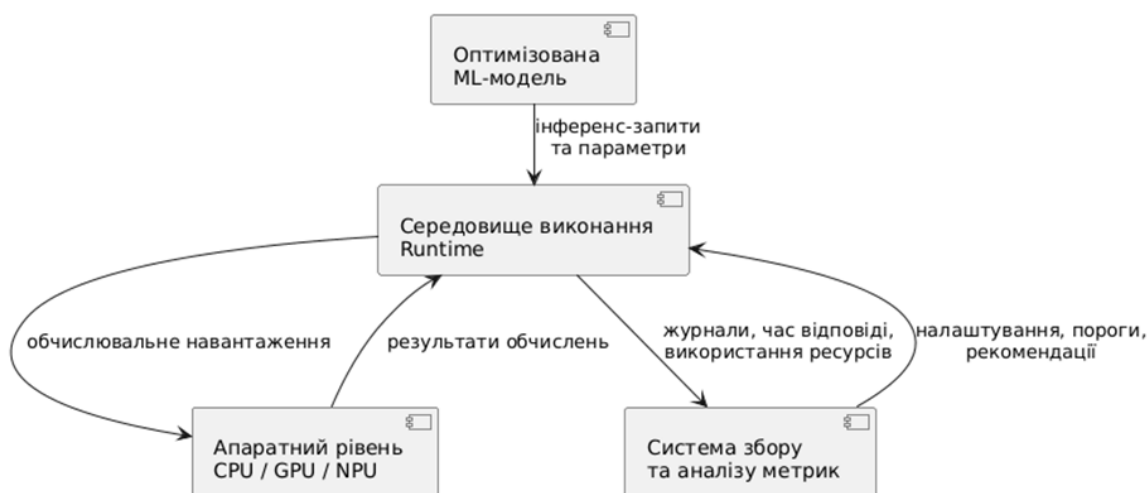


Рисунок 1 – Локальна система інференсу

Оптимізована модель завантажується та виконується у середовищі Runtime, яке передає обчислення на апаратний рівень, а всі ключові показники роботи фіксуються в системі збору та аналізу метрик, що дає змогу оцінювати ефективність інференсу на енергообмеженій платформі.

Для оцінювання ефективності оптимізації було обрано набір типових моделей глибокого навчання для класифікації зображень та обробки сигналів у двох варіантах точності, зокрема повна та квантизована. Моделі розгорталися на кількох енергообмежених платформах, серед яких одноплатні комп'ютери та пристрої з мобільними прискорювачами. Як основні метрики використовували час затримки одного інференсу, пропускну здатність системи за кількістю обробок за секунду, а також енергоспоживання, що визначалося за показами зовнішнього вимірювача або вбудованих засобів моніторингу. Вимірювання виконувалися серіями повторів із попереднім розігрівом моделі, результати усереднювалися з вилученням аномальних значень, що забезпечило статистично коректне порівняння оптимізованих та базових конфігурацій.

Висновки. Порівняння середовищ виконання засвідчило, що TensorFlow Lite є найбільш збалансованим рішенням для мобільних і вбудованих платформ, ONNX Runtime забезпечує високу гнучкість і переносимість, OpenVINO оптимізує виконання на процесорах Intel, а TensorRT досягає максимального прискорення на графічних процесорах NVIDIA. Експериментальна оцінка моделей на різних платформах показала помітне скорочення затримки та енергоспоживання після застосування оптимізаційних технік, що підтверджує їхню практичну ефективність.

Список літератури

1. Dantas P. V., Sabino da Silva W., Cordeiro L. C. та ін. A comprehensive review of model compression techniques in machine learning. *Applied Intelligence*. Вип. 54, № 22. Р. 11804–11844.
2. Cheng H., Zhang M., Shi J. Q. A Survey on Deep Neural Network Pruning-Taxonomy, Comparison, Analysis, and Recommendations. *arXiv*, 2024.
3. Hawks B., Duarte J., Fraser N. J. та ін. Ps and Qs: Quantization-Aware Pruning for Efficient Low Latency Neural Network Inference. *Frontiers in Artificial Intelligence*. Вип. 4, 09.07.2021.

РЕАЛІЗАЦІЯ SMART-ТЕХНОЛОГІЇ КОНТРОЛЮ СТАНУ ЗАПОВНЕННЯ ПОБУТОВОГО СМІТТЄВОГО БАКУ

Вступ. Актуальність «розумних» сміттєвих баків з моніторингом наповненості є дуже високою і постійно зростає, особливо в контексті розвитку концепції "розумного міста" (smart city). Проте, важливим фактором стримування їх масового використання є, зокрема, високі початкові витрати. На даний час виглядає доцільним впровадження використання таких технологій в межах Розумного будинку.

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процес контролю рівня заповнення сміттєвих контейнерів. Предмет дослідження – програмно-апаратні засоби реалізації Smart-технології для автоматизованого моніторингу та сповіщення про стан заповнення побутового сміттєвого баку на основі ESP32-WROOM-32D. Головною метою є створення пристрою з використанням Smart-технології для побутового сміттєвого бака, який забезпечує гігієнічне використання та моніторинг використання і наповненості. Застосування такого пристрою має на меті забезпечити легкий доступ для обслуговування без необхідності демонтажу датчиків, передачу даних на хмарний сервіс для аналізу статистики кількості викинутого сміття за добу (з прив'язкою до часового поясу Києва), лічильника замін пакетів та поточного статусу.

Основний матеріал.

Для реалізації поставлених завдань обрано відповідні компоненти та спроектовано структурну схему. Структурну схему пристрою наведено на рисунку 1.



Рисунок 1 – Структурна схема пристрою

Ключовим компонентом пристрою є плата ESP32-WROOM-32D, яка має необхідну обчислювальну потужність та можливості підключення до WiFi [1]. Для роботи з контролером достатньо забезпечити живлення за допомогою відповідного адаптера живлення на 5В, або підключити його до USB-порту комп'ютера,

Інфрачервоні оптичні датчики виявлення перешкод KY-032 за рахунок модуляції сигналу частотою використовуються як сенсори, є менш чутливими до завад, і працюють стабільніше простих аналогів. При наближенні будь-якого предмета до сенсора (близькість регулюється потенціометром) на виході "OUT" з'являється низький рівень напруги і включається світлодіод на платі модуля [2].

Сервопривод MG90S виконує функцію відкриття та закриття кришки сміттєвого баку за потреби, має кут повороту: $\sim 90^\circ$; крутний момент 1.8 кг/см (при живленні 4.8В), 2.2 кг/см (при живленні 6В) [3].

Розроблений алгоритм роботи пристрою дозволяє за допомогою одного внутрішнього датчика ефективно вирішувати дві задачі: підрахунок кількості викинутого сміття та визначення

критичного рівня заповнення бака. На рисунку 2 наведено блок-схему алгоритму роботи пристрою

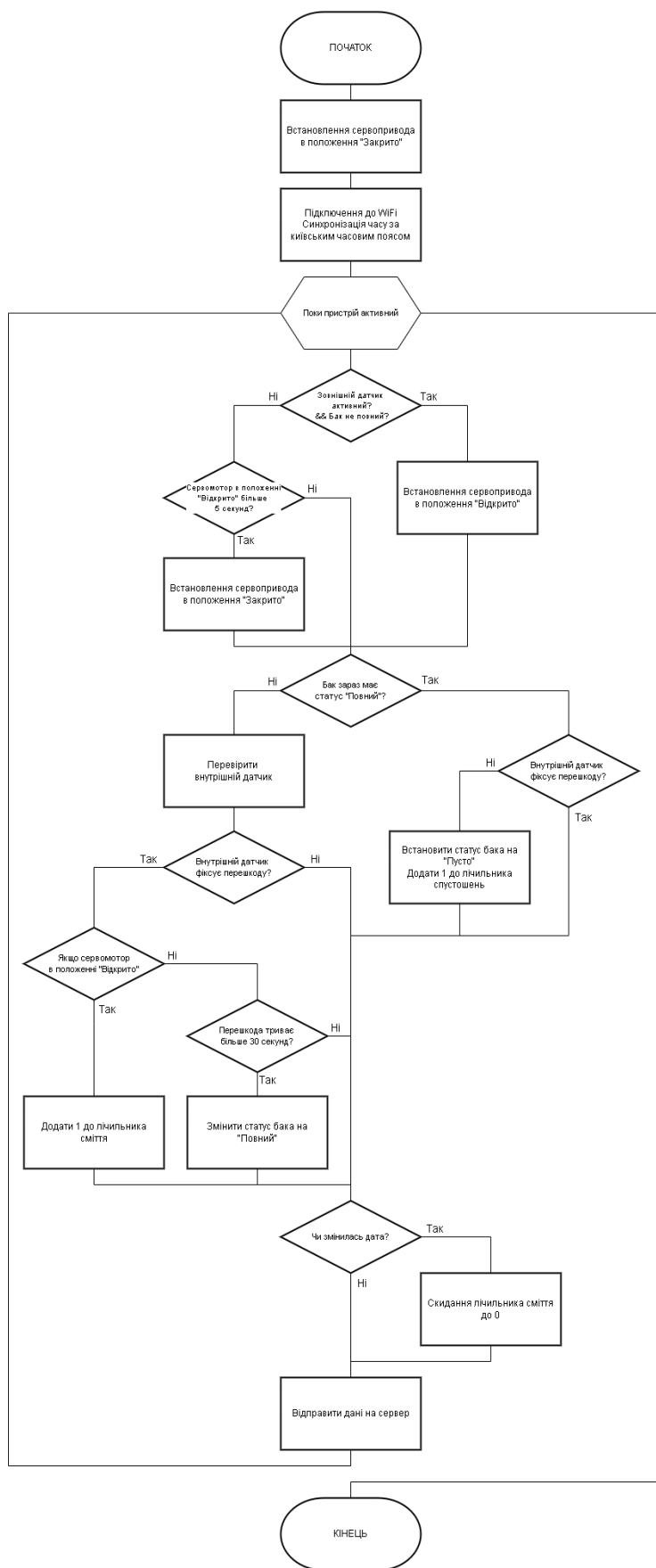


Рисунок 1 – Блок-схема алгоритму роботи пристрою

Алгоритмом передбачено, що кришка не закривається, поки зовнішній датчик фіксує діяльність користувача (наприклад, поки людина викидає сміття). Якщо внутрішній датчик перекритий сміттям понад 30 секунд при закритій кришці — генерується подія "Бак повний". Коли користувач замінює пакет (перешкода зникає на тривалий час після статусу "Повний"), пристрій фіксує подію "Очищення" і відправляє дані на ThingSpeak.

Хмарний сервіс ThingSpeak є безкоштовним, простим у налаштуванні, доступним у вигляді вебсайту та мобільного застосунку, що дозволяє забезпечити постійний моніторинг даних.

В якості інструменту для розробки програмного коду використано Arduino IDE. Для роботи з платою ESP32-WROOM-32D це середовище потребує попереднього налаштування для підтримки цієї платформи. Програмне забезпечення для функціонування пристрою розроблене мовою C++, забезпечує надійну взаємодію зі всіма компонентами. Особливістю програмної реалізації є інтеграція синхронізації часу через NTP для коректного ведення добової статистики та відправлення даних до хмарного сервісу ThingSpeak для візуалізації даних у хмарі

Висновки. Розроблена конструкція з розміщенням електроніки на знімному ободі дозволяє використовувати пристрій для збору будь-яких типів відходів із використанням змінних пакетів. Реалізована Smart технологія контролю викинутого сміття та циклів обслуговування та подача користувачеві статистики через зручний веб-інтерфейс хмарного сервісу ThingSpeak роблять даний пристрій перспективним у побутовому використанні та при певному доопрацюванні інтеграції в систему Розумного будинку.

Список літератури

1. Arduino.ua ESP32-WROOM-32D. Веб-сайт. URL: https://arduino.ua/prod4919-plata-razrabotchika-esp32-wroom-32d-wi-fi-bt-ble-ot-keyestudio?srltid=AfmBOoqp3O68KgXsj6tqI96LPN_AiNa9kx9ERAQ5r0-JiVasL0mFc0tT (дата звернення 01.11.2025).
2. Robostore. Веб-сайт. URL: https://robostore.com.ua/moduli-i-datchiki/sensory-datchiki-i-moduli/infrakrasnyj-datchik-prepyatstvij-ky-032/?srltid=AfmBOoqQqJMW5j6EPbVV625_gtjnQLtVaFHyZVgu6bnI1rQXbwemUSks (дата звернення 01.11.2025).
3. Arduino.ua Сервопривод MG90S. Веб-сайт. URL: <https://arduino.ua/prod229-servoprivod-mg-90s-micro> (дата звернення 01.11.2025).

Майкович Т.П., Квітень Д.О.
магістрант 2 курсу ФКІТ, ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Мельник Г.М., кафедра КІ ЗУНУ

ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ API-СЕРВІСІВ У СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ РОЗУМНОГО БУДИНКУ

Актуальність дослідження. Сучасні системи розумного будинку дедалі активніше використовують сервісно-орієнтовані та мікросервісні архітектури, у яких обмін даними між сенсорами, контролерами, аналітичними модулями та користувацькими застосунками здійснюється через API-сервіси. У задачах моніторингу енергоспоживання ці сервіси виконують критичну функцію збору, передачі та обробки телеметричних даних у режимі, близькому до реального часу. Водночас нестабільність мережевих з'єднань, затримки, часткові відмови вузлів, втрати пакетів або перевантаження сервісів можуть призводити до спотворення даних, зниження точності алгоритмів аналізу та неможливості своєчасного виявлення пікових навантажень.

Тому підвищення надійності API-сервісів на алгоритмічному рівні є необхідною умовою забезпечення коректної роботи систем моніторингу енергоспоживання та ефективного керування навантаженнями у розумному будинку. Актуальність теми зумовлена потребою

інтеграції алгоритмів забезпечення надійності з аналітичними модулями енергетичних систем, що дозволяє підвищити достовірність даних, стійкість функціонування та загальну ефективність інтелектуальних житлових інфраструктур.

Постановка задачі. У процесі проєктування системи моніторингу енергоспоживання розумного будинку виникає задача забезпечення надійної API-взаємодії між компонентами системи в умовах нестабільних мережевих з'єднань та змінного навантаження. Необхідно розробити та проаналізувати алгоритмічні підходи, які дозволяють мінімізувати втрати даних, зменшити кількість збоїв обміну, забезпечити коректну обробку повторних запитів і відновлення з'єднань без порушення цілісності енергетичної інформації. Розв'язання цієї задачі має бути спрямоване на підвищення стійкості функціонування системи моніторингу та збереження точності подальшого аналізу режимів енергоспоживання. Об'єкт дослідження - процеси функціонування сервісно-орієнтованих систем моніторингу енергоспоживання у розумному будинку з використанням API-сервісів. Предмет дослідження - алгоритмічні методи та механізми підвищення надійності API-сервісів у системах збору, передачі та обробки даних енергоспоживання розумного будинку.

Основний матеріал. Системи моніторингу енергоспоживання розумного будинку зазвичай будуються за багаторівневою архітектурою, що поєднує фізичний рівень вимірювальних пристроїв, рівень збору та передавання даних і прикладний рівень аналізу та візуалізації. На нижньому рівні функціонують датчики та лічильники електроенергії, які формують потоки телеметричних даних у вигляді часових рядів. Ці дані передаються через локальні або бездротові мережі до шлюзів чи edge-вузлів, де здійснюється первинна агрегація та фільтрація інформації.

Ключову роль у взаємодії між компонентами різних рівнів відіграють API-сервіси, які забезпечують стандартизований і масштабований обмін даними. API виступають абстрактним інтерфейсом між фізичними пристроями, аналітичними модулями та користувацькими застосунками, дозволяючи розділити функціональність системи на незалежні компоненти. Такий підхід спрощує розширення системи, інтеграцію нових сенсорів або сервісів, а також підтримку різних клієнтів, зокрема мобільних застосунків чи веб-панелей керування.

У контексті моніторингу енергоспоживання API-сервіси виконують не лише функцію передавання даних, але й забезпечують доступ до результатів аналітичної обробки, зокрема класифікації режимів споживання та виявлення пікових навантажень. Через API реалізується керування потоками даних, синхронізація станів компонентів системи та передавання керувальних команд до виконавчих пристроїв. Водночас сервісно-орієнтована архітектура підвищує вимоги до надійності API-взаємодії, оскільки збої на рівні сервісів можуть призводити до втрати даних або порушення цілісності енергетичної інформації.

У системах моніторингу енергоспоживання розумного будинку API-сервіси функціонують у середовищі з високою варіативністю мережевих характеристик і навантаження, що зумовлює виникнення низки проблем надійності. Однією з найбільш поширених є нестабільність мережевих з'єднань між вимірювальними пристроями, edge-вузлами та серверними компонентами, яка проявляється у вигляді тимчасових розривів зв'язку, підвищених затримок і втрат пакетів. Такі явища особливо характерні для бездротових мереж, що використовуються у житлових середовищах, і безпосередньо впливають на повноту та часову узгодженість енергетичних даних.

Крім того, важливою проблемою є обмежена спостережуваність стану API-сервісів у розподіленому середовищі. За відсутності належних механізмів моніторингу та збору метрик складно своєчасно виявляти деградацію сервісів, локалізувати джерела відмов і оцінювати їх вплив на функціонування всієї системи. У сукупності зазначені чинники підкреслюють необхідність застосування алгоритмічних підходів до підвищення надійності API-взаємодії, орієнтованих на роботу в умовах нестабільних мереж і динамічного навантаження, що є критично важливим для коректної роботи систем моніторингу енергоспоживання розумного будинку.

Надійність API-взаємодії в системах моніторингу енергоспоживання доцільно забезпечувати на рівні алгоритмів обміну, обробки та зберігання телеметрії, оскільки саме ці

механізми визначають повноту часових рядів і коректність подальшої аналітики. Ключовим принципом є перехід від “кращої спроби” передавання даних до керованих протоколів взаємодії, у яких збої розглядаються як очікувані стани, а не виняткові події.

Першою групою методів виступають алгоритми керування повторними запитами та таймаутами. Для уникнення лавиноподібних повторів застосовують експоненційний backoff з джитером, а також обмеження максимальної кількості спроб. У контексті телеметрії енергоспоживання це дозволяє зменшити навантаження на сервіс у пікові моменти та стабілізувати час відгуку, зберігаючи при цьому доставку даних з прийнятною затримкою. На прикладному рівні такі повтори мають узгоджуватися з політикою “at-least-once” доставки, де коректність досягається не відсутністю повторів, а стійкістю системи до них.

Другою групою є забезпечення ідемпотентності та дедуплікації. У системах збору енергетичних даних повторна доставка одного й того ж вимірювання є типовою, тому запити на інжест доцільно супроводжувати ідемпотентним ключем (наприклад, комбінацією device_id, timestamp, sequence_id або хешем корисного навантаження). На стороні сервісу використовується сховище ключів (idempotency store) або механізм унікальних обмежень у БД, що унеможливує дублювання точок у часовому ряді. Це прямо підвищує достовірність даних для алгоритмів класифікації режимів та виявлення пікових навантажень.

Третя група методів стосується буферизації та розв’язування компонентів через черги повідомлень. За нестабільного зв’язку edge-вузол або агент збору даних виконує локальне накопичення (write-ahead buffer) з політиками керування переповненням (наприклад, “drop oldest” або пріоритезація агрегованих значень). На серверному рівні застосовується брокер повідомлень, який розділяє приймання телеметрії та її подальшу обробку. Така схема знижує чутливість до короточасних відмов і забезпечує контрольоване відновлення після збоїв (replay), що є критичним для неперервності часових рядів.

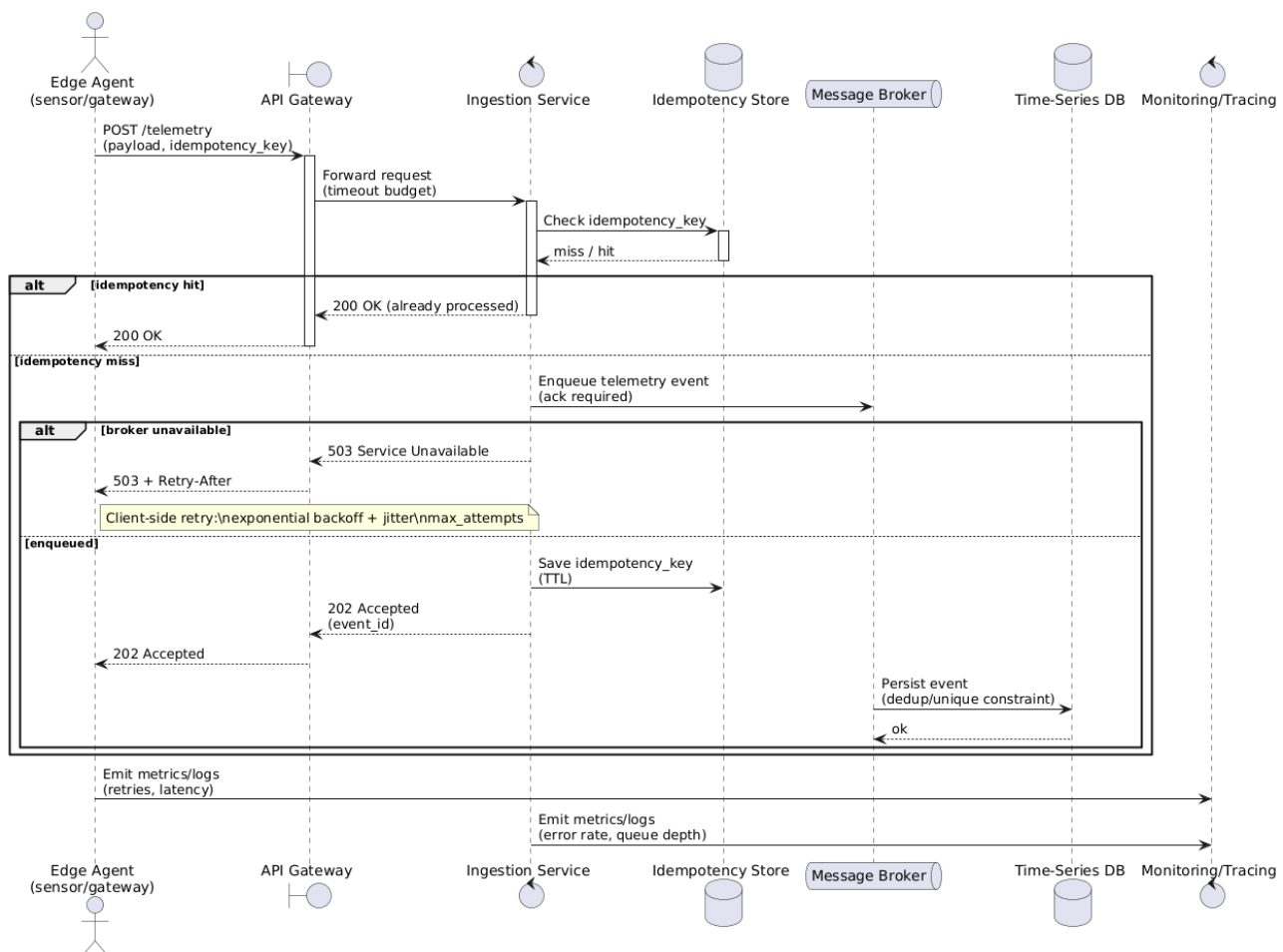


Рисунок 1 - Надійне приймання телеметричних даних для моніторингу енергоспоживання

Висновки. Аналіз технологічних викликів показав, що нестабільність мереж, змінні навантаження та можливість втрат даних здатні значно знизити якість телеметрії та достовірність аналітичних висновків. Впровадження алгоритмів керування повторними запитами, тайм-аута, ідемпотентності, чергування повідомлень, а також механізмів обробки відмов (circuit breaker, rate limiting) підвищує стійкість обміну даними в умовах реального функціонування IoT-середовища.

Список літератури

1. Marfo W., Rico E. A., Tosh D. K. et al. Network Anomaly Detection in Distributed Edge Computing Infrastructure. arXiv:2503.05700v1. 2025. URL: <https://arxiv.org/pdf/2503.05700>
2. (PDF) IoT-Enabled Smart Home Energy Monitoring System Using Web Server-Based Control Logic. ResearchGate. 22.08.2025. DOI:10.60083/jidt.vi0.611.
3. Umair M., Cheema M. A., Afzal B. et al. Energy management of smart homes over fog-based IoT architecture. Sustainable Computing: Informatics and Systems. Vol. 39, 01.09.2023. P. 100898. DOI:10.1016/j.suscom.2023.100898.

Коваль Н. Р.

магістрант 2 курсу ФКІТ, ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Мельник Г.М., кафедра КІ ЗУНУ

ВИКОРИСТАННЯ МЕТАДАНИХ ДЛЯ ПЕРЕДАЧІ ЗНАНЬ У ЖИТТЄВОМУ ЦИКЛІ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Актуальність дослідження. Сучасні системи машинного навчання характеризуються складним життєвим циклом, що охоплює етапи збору даних, підготовки навчальних вибірок, проєктування та навчання моделей, їх розгортання, моніторингу та подальшої модернізації. У таких умовах зростає потреба не лише у збереженні самих моделей, а й у передачі знань про умови їх створення, параметри навчання, версії даних, обмеження застосування та результати експериментів. Метадані виступають ключовим механізмом фіксації цього контексту, забезпечуючи відтворюваність, прозорість і спадкоємність результатів. Особливої актуальності проблема набуває в командній розробці та MLOps-практиках, де знання мають передаватися між різними етапами та учасниками життєвого циклу моделей.

Постановка задачі. Завданням дослідження є аналіз ролі метаданих як засобу передачі знань у життєвому циклі моделей машинного навчання та визначення їх функцій на основних етапах цього циклу. Необхідно розглянути, які типи метаданих доцільно зберігати, як вони пов'язані з даними, моделями та експериментами, а також яким чином метадані сприяють відтворюваності результатів і зниженню втрат знань під час оновлення або повторного використання моделей. Об'єктом дослідження є життєвий цикл моделей машинного навчання в сучасних інформаційних та кіберфізичних системах. Предметом дослідження є методи, підходи та структури метаданих, що використовуються для збереження і передачі знань між етапами життєвого циклу моделей машинного навчання.

Основний матеріал. Життєвий цикл моделей машинного навчання охоплює послідовні етапи збору й підготовки даних, навчання та налаштування моделей, їх валідації, розгортання у прикладному середовищі, моніторингу якості та подальшого оновлення. На кожному з цих етапів формується значний обсяг неявних знань, пов'язаних із походженням даних, вибором ознак, гіперпараметрів, архітектур моделей і умов експериментів. У разі відсутності формалізованого механізму фіксації такого контексту ці знання швидко втрачаються або залишаються доступними лише окремим розробникам.

Проблема передачі знань особливо загострюється в умовах командної розробки та тривалого супроводу моделей, коли результати мають бути зрозумілими, відтворюваними та придатними до повторного використання. Без належного опису історії змін і зв'язків між даними, моделями та експериментами ускладнюється аналіз причин деградації якості, повторення експериментів і масштабування рішень. У цьому контексті виникає потреба в

системному підході до збереження та передачі знань протягом усього життєвого циклу моделей машинного навчання.

Метадані виконують роль формалізованого шару знань, який доповнює дані, моделі та результати експериментів у системах машинного навчання. Для наборів даних метадані описують джерело походження, умови збору, структуру, формат, версію, часові характеристики та обмеження використання. Це дає змогу оцінювати придатність даних для конкретної задачі, відслідковувати зміни та забезпечувати коректне повторне використання навчальних вибірок.

У контексті моделей машинного навчання метадані фіксують архітектуру, гіперпараметри, використані алгоритми навчання, залежності від бібліотек і апаратного середовища, а також показники якості. Такий опис дозволяє відтворювати процес навчання, порівнювати альтернативні моделі та передавати знання між різними ітераціями розробки. Метадані експериментів, у свою чергу, пов'язують конкретні версії даних і моделей з результатами обчислень, що забезпечує прозорість експериментального процесу та спрощує аналіз отриманих результатів.

У сукупності метадані формують зв'язну систему, яка інтегрує дані, моделі та експерименти в єдиний життєвий цикл. Вони виступають інструментом збереження контексту та передачі знань, зменшуючи ризик втрати інформації та підвищуючи відтворюваність і керованість процесів машинного навчання.

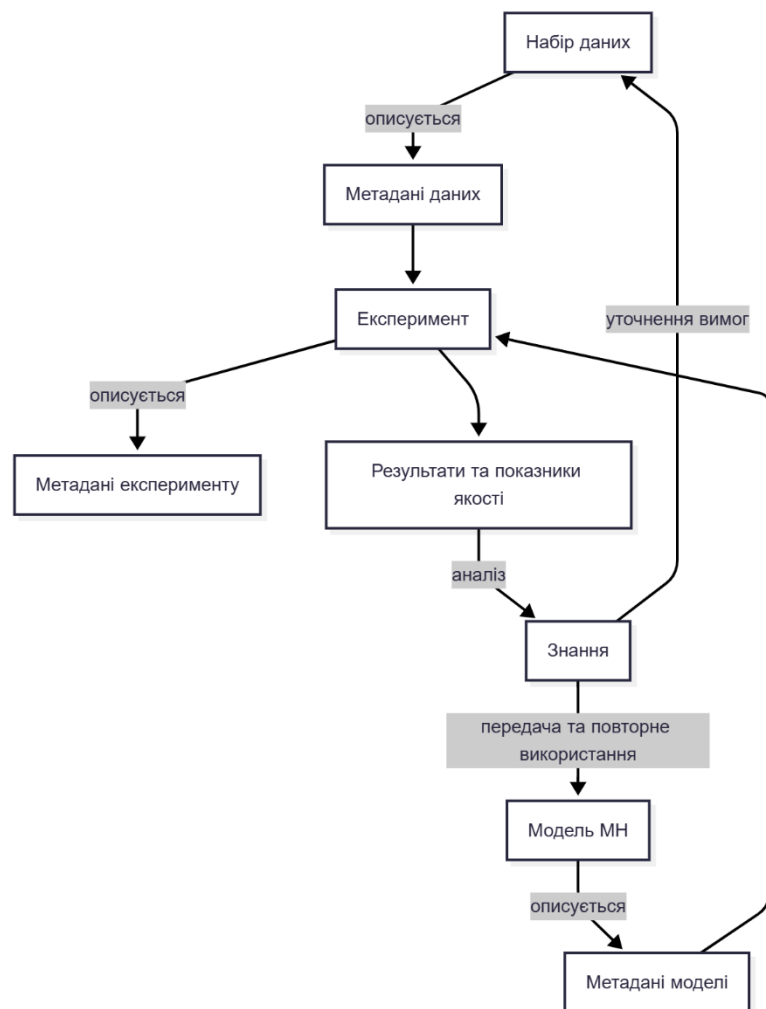


Рисунок 1- Зв'язна система метаданих

Метадані відіграють ключову роль у забезпеченні відтворюваності результатів у системах машинного навчання, оскільки дозволяють точно зафіксувати умови, за яких була отримана конкретна модель. Збереження інформації про версії даних, параметри попередньої обробки, гіперпараметри навчання, програмні бібліотеки та обчислювальне середовище дає змогу повторити експеримент і перевірити коректність отриманих результатів. Без такого контексту

навіть незначні зміни в даних або середовищі можуть призводити до суттєвих відмінностей у поведінці моделей.

У командній розробці метадані виконують функцію спільної «пам'яті» проєкту, яка забезпечує узгодженість дій між різними учасниками. Вони спрощують передачу знань між розробниками, аналітиками та дослідниками, зменшують залежність від індивідуального досвіду окремих фахівців і полегшують інтеграцію нових учасників у проєкт. Завдяки метаданим кожен етап роботи з моделями стає прозорим і зрозумілим для всієї команди.

Проведений аналіз показує, що метадані є невід'ємним компонентом сучасних систем машинного навчання, оскільки вони забезпечують збереження та передачу знань упродовж усього життєвого циклу моделей. Їх використання дозволяє формалізувати контекст створення даних і моделей, підвищити відтворюваність експериментів та забезпечити узгоджену командну розробку. У результаті метадані виступають зв'язувальною ланкою між даними, алгоритмами та практичним застосуванням моделей.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розроблення уніфікованих моделей і схем метаданих для різних класів задач машинного навчання, а також на інтеграцію метаданих із засобами автоматизації MLOps. Перспективним напрямом є вивчення методів автоматичного збору та аналізу метаданих, а також використання семантичних і онтологічних підходів для підвищення якості передачі знань між етапами життєвого циклу моделей.

Висновки. Метадані є ефективним інструментом збереження та передачі знань у життєвому циклі моделей машинного навчання. Використання метаданих забезпечує відтворюваність експериментів і прозорість процесів навчання та розгортання моделей. У командній розробці метадані зменшують втрати знань і підвищують узгодженість роботи між учасниками проєкту.

Список літератури

1. Kubeflow Pipelines | Kubeflow. URL: <https://www.kubeflow.org/docs/components/pipelines/> (accessed 23/11/2025).
2. Home – DVC. URL: <https://dvc.org/> (accessed 23/11/2025).
3. MLflow. URL: <https://mlflow.org/> (accessed 23/11/2025).

Коваль Н. Р.

магістрант 2 курсу ФКІТ, ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Мельник Г.М., кафедра КІ ЗУНУ

КЕРУВАННЯ ЕВОЛЮЦІЄЮ МОДЕЛЕЙ І ЗНАНЬ У РОЗПОДІЛЕНИХ ML-ПРОЄКТАХ

Актуальність дослідження. Сучасні проєкти машинного навчання дедалі частіше реалізуються у розподілених середовищах із залученням команд розробників, аналітиків даних і доменних експертів. У таких умовах моделі машинного навчання постійно еволюціонують під впливом змін у даних, вимогах до якості, обчислювальних ресурсах і прикладному контексті. Разом із моделями змінюються й пов'язані з ними знання: припущення, обмеження, метадані, результати експериментів та досвід попередніх ітерацій. Відсутність системного керування цією еволюцією призводить до втрати знань, зниження відтворюваності результатів і ускладнення командної взаємодії. У зв'язку з цим актуальним є дослідження підходів до керування еволюцією моделей і знань із використанням сучасних інструментів та практик MLOps.

Постановка задачі. Необхідно дослідити процеси зміни моделей машинного навчання та пов'язаних із ними знань у розподілених ML-проєктах, проаналізувати проблеми узгодженості, простежуваності та відтворюваності, а також визначити алгоритмічні підходи до керування версіями моделей, експериментів і знаннєвих артефактів у межах MLOps-пайплайнів.

Об'єкт дослідження - процеси розроблення, експлуатації та супроводу моделей машинного навчання у розподілених командних ML-проєктах. Предмет дослідження - методи, алгоритми та засоби керування еволюцією моделей і пов'язаних знань.

Розподілені ML-проекти характеризуються участю кількох команд або окремих ролей, що працюють з різними компонентами системи машинного навчання: даними, моделями, інфраструктурою та прикладною логікою. Такі проекти зазвичай реалізуються у середовищах з розподіленими обчислювальними ресурсами, спільними репозиторіями коду і даних, а також асинхронними процесами розроблення та тестування. У цих умовах модель машинного навчання перестає бути статичним артефактом і розглядається як динамічний елемент, що постійно змінюється протягом усього життєвого циклу.

Еволюція моделей зумовлена кількома чинниками, зокрема оновленням навчальних даних, зміною їх розподілу, уточненням постановки задачі, коригуванням гіперпараметрів та архітектури моделей, а також результатами експлуатаційного моніторингу. У розподілених проєктах ці зміни можуть ініціюватися незалежно різними учасниками, що ускладнює узгодження версій і відстеження причин модифікацій. Як наслідок, виникає ризик втрати контексту, за якого складно визначити, чому певна модель була змінена і які знання лежали в основі прийнятих рішень.

Додатковою проблемою є накопичення неявних знань, які існують у вигляді коментарів, усних домовленостей або локальних експериментів окремих розробників. За відсутності формалізованих механізмів фіксації таких знань вони не передаються між членами команди та не зберігаються між ітераціями розвитку проєкту. Це призводить до дублювання експериментів, зниження відтворюваності результатів і ускладнення супроводу моделей у довгостроковій перспективі.

У контексті машинного навчання знання розглядаються як сукупність інформації, що впливає на побудову, навчання, інтерпретацію та експлуатацію моделей. На відміну від сирих даних, знання мають структурований або напівструктурований характер і відображають досвід, припущення та результати попередніх етапів роботи з моделлю.

Знання в ML-проектах можуть бути представлені у декількох взаємопов'язаних формах:

- неявні знання, інкапсульовані у параметрах моделі;
- явні знання, подані у вигляді правил, обмежень, описів ознак, бізнес-логіки або експертних припущень;
- операційні знання, що виникають у процесі експериментів: конфігурації запусків, результати оцінювання, журнали змін;
- контекстні знання, які описують походження даних, умови збору, домен застосування та цільові сценарії використання моделі.

Для узагальненого опису знань у ML-проекті можна використати модель:

$$K = \langle D, M, H, P, C \rangle,$$

- де
- D*- знання про дані, тобто джерела, ознаки, анотації,
 - M*- знання про модель -архітектура, параметри, версії,
 - H*- знання про гіперпараметри та експериментальні налаштування,
 - P*- provenance та історія змін і експериментів,
 - C*- контекст застосування і доменні обмеження.

У практиках MLOps ці компоненти зберігаються та пов'язуються за допомогою систем керування експериментами, реєстрів моделей і метаданих. Діаграма на рисунку 1 показує, де саме зберігаються знання у ML-проекті.

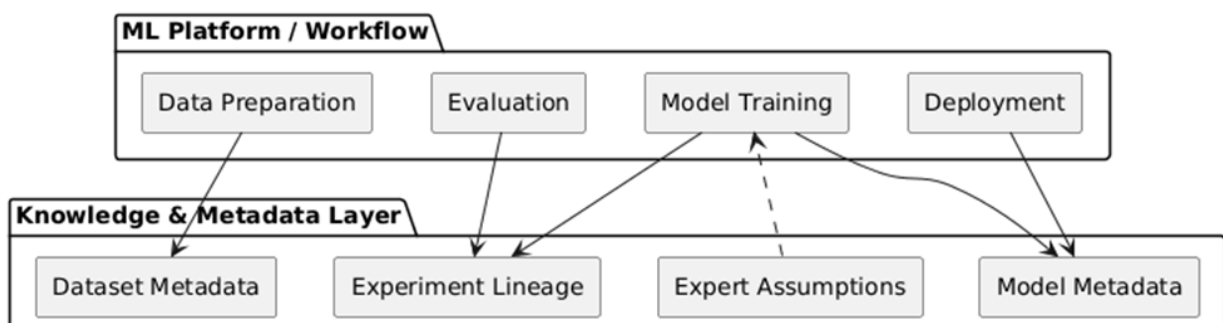


Рисунок 1 - Концептуальна діаграма знань

Діаграма відображає, як знання в ML-проекті виникають, фіксуються, зберігаються та використовуються у межах життєвого циклу моделей. Ключовим елементом є централізоване сховище метаданих, яке пов'язує обчислювальні процеси з артефактами та їх контекстом.

Компонент ML Platform / Workflow представляє середовище виконання ML-пайплайнів, наприклад, TFX, Kubeflow Pipelines, Airflow . Функції компонента:

- оркестрація етапів обробки даних, навчання, валідації та розгортання моделей;
- виконання експериментів у вигляді окремих запусків пайплайнів;
- ініціювання створення та оновлення знань у процесі виконання.

Компонент MetadataStore є центральним компонентом системи, що виконує роль репозиторію знань про ML-процеси. Основні функції:

- збереження інформації про походження даних і моделей;
- забезпечення простежуваності змін;
- зв'язування обчислень, результатів і контекстів.

Компонент MetadataStore не зберігає самі дані або моделі, а лише знання про них.

Компонент Context описує логічне середовище, у якому виконуються ML-операції. Приклади контекстів: експеримент; версія датасету; середовище розгортання; ML-проект або задача. Роль компонента у поданні знань:

- дозволяє групувати пов'язані артефакти та виконання;
- забезпечує семантичну інтерпретацію результатів;
- підтримує аналіз еволюції моделей у часі.

Компонент Execution представляє факт виконання конкретного етапу пайплайну. Він характеризує:

- запуск алгоритму або процедури;
- набір параметрів і конфігурацій;
- часові характеристики та статус виконання.

Компонент Artifact є матеріалізованим результатом виконання. З точки зору знань Artifact є носієм результатного знання, зберігається разом із описом походження, може повторно використовуватися в інших контекстах. Типові приклади артефактів:

- навчальний датасет;
- навчена модель;
- метрики якості;
- файл конфігурації.

Компоненти Events описують зв'язки між Execution та Artifact.

- input event - артефакт використовується як вхід для виконання;
- output event - артефакт створюється в результаті виконання.

SQLite, MySQL та інші джерела є фізичним рівнем збереження метаданих.

Висновки. У роботі показано, що розподілені ML-проекти характеризуються безперервною еволюцією моделей, даних і супровідних знань, що зумовлює потребу в системному підході до їх керування протягом усього життєвого циклу машинного навчання. Встановлено, що знання в машинному навчанні мають багаторівневий характер і охоплюють не лише параметри моделей, а й метадані, результати експериментів, контекст виконання та експертні припущення, які повинні зберігатися у формалізованому вигляді. Обґрунтовано роль метаданих і інформації про походження як ключових механізмів забезпечення простежуваності, відтворюваності та узгодженості еволюції моделей у командних і розподілених середовищах.

Список літератури

1. Home < BioImage Archive < EMBL-EBI. URL: <https://www.ebi.ac.uk/bioimage-archive/> (accessed 23/11/2025).
2. IDR: Image Data Resource. URL: <https://idr.openmicroscopy.org/> (accessed 23/11/2025).
3. Fareedi A. A., Gagnon S., Ghazawneh A. та ін. Semantic Fusion of Health Data: Implementing a Federated Virtualized Knowledge Graph Framework Leveraging Ontop System. Future Internet. Вип. 17, № 6. С. 245. DOI:10.3390/fi17060245.

МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ РОБОТОМ З ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

Вступ. Сучасні реалії розвитку технологій і існуючі потреби зумовили стрімкий розвиток мобільних робототехнічних систем, а використання теорії нечіткої логіки для побудови системи управління дає можливість суттєво вдосконалити та розширити сферу їхнього функціонування. Відповідно, розроблення математичного забезпечення та алгоритму реалізації розробленої нечіткої моделі управління рухом робота з використанням нечіткої логіки – є актуальним завданням сьогодення.

Постановка задачі. З теорії нечіткого управління відомо, що реалізація методів нечіткого логічного виведення потребує виконання п'яти кроків. Запропоновано замінити етапи акумулювання та дефазифікації на обчислення значення множинної лінійної регресійної моделі, що дасть можливість зменшити обчислювальні ресурси в процесі покращення ефективності управління мобільним роботом.

Відповідно, об'єкт дослідження – процес прогнозування руху мобільного робота з використанням розроблених методів та моделей, а предметом дослідження – моделі, алгоритми та засоби прогнозування руху мобільного робота. Мета магістерської роботи полягає в підвищенні ефективності прогнозування руху мобільними роботами застосовуючи нечітку логіку, штучні нейронні мережі, що може покращити не тільки ефективність управління, але й зробити цей процес доступним для більш широкого кола користувачів.

Основний матеріал. Проведено аналіз існуючих підходів управління мобільними роботами та визначимо їх переваги та недоліки [1-6]. Окрім того, поведено аналіз методів нечіткої логіки та нейромереж і особливостей використання для управління мобільними роботами. На основі проведеного аналізу сформульовано вимоги та обрано принципи реалізації системи управління рухом мобільного робота, що вимагають забезпечення управління рухом у режимі реального часу, забезпечення високої надійності та відсутність збоїв в роботі апаратури та програмного забезпечення, оптимізації проходження маршруту за критеріями часу і відстані, уникнення зіткнень з перешкодами, їх автоматичне оминання, незалежність алгоритму підтримки руху робота від зовнішнього середовища і його стану, мінімізації масо-габаритних показників та енергоспоживання.

Синтезовано модель на основі нечіткої логіки для управління переміщення мобільного робота. Побудована модель, окрім того, використовує лінійну регресію, що дає змогу зменшити обчислювальну складність алгоритму управління мобільним роботом. В загальному випадку, синтезована модель включає ряд основних блоків, які взаємодіючи між собою генерують керуючий сигнал.

Приклад схеми моделі зображено на рисунку 1, де:

- БФНВ – блок моделі, який синтезує нечіткі висновки;
- БЛР – блок реалізації операції лінійної регресії (ЛР);
- $x_1, \dots, x_n$ – входні параметри керування мобільним роботом;
- $F_{y1}, \dots, F_{yq}$ – вихідні значення параметрів блоку синтезу нечітких висновків;
- y – обчислене значення величини сигналу керування мобільним роботом.

Розроблений алгоритм реалізації розробленої нечіткої моделі управління рухом робота включає такі основні кроки:

Крок 1. Початок та введення входних даних та перевірка їх коректності;

Крок 2. Подати входні дані на блок формування нечітких висновків;

Крок 3. Реалізація операції блоком формування нечітких висновків фазифікації та агрегування;

Крок 4. Виконання операції активізації блоком формування нечітких висновків;

Крок 5. Отримані величини значень $Fy_1, \dots, Fy_q$ з використанням блоку формування нечітких висновків на вхід блок лінійної регресії;

Крок 6. Визначення величини сигналу керування мобільним роботом у з використанням блоку лінійної регресії.

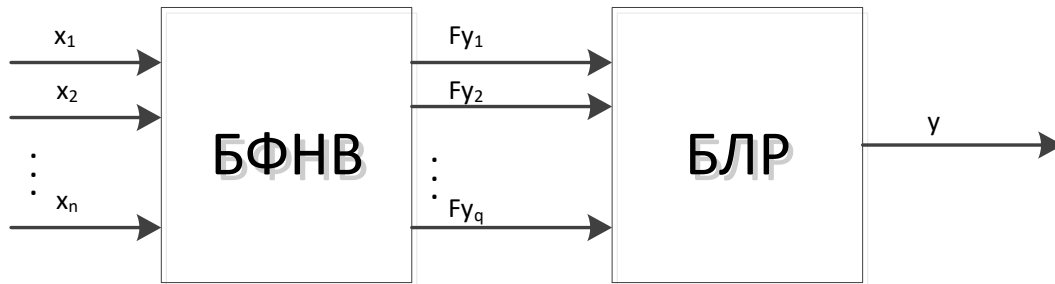


Рис.1. Загальна структура схеми взаємодії основних блоків розробленої нечіткої моделі управління рухом робота

В процесі реалізації розробленої системи управління рухом мобільного робота з використанням нечіткої логіки розроблено програмне забезпечення для оцінки синтезованої моделі управління роботом на основі нечіткої логіки. Побудовані засоби розроблені на основі мови С# та дають змогу здійснити візуалізацію траєкторії руху робота в різних середовищах та різних режимах руху.

Висновки.

1. Синтезовано модель на основі нечіткої логіки, з використанням лінійної регресії, для управління переміщення мобільного робота.
2. Розроблено алгоритм реалізації розробленої нечіткої моделі управління рухом робота та структуру схеми взаємодії основних блоків розробленої моделі.
3. Розроблено програмне забезпечення для тестування підсистеми управління мобільним роботом з використанням нечіткої логіки.

Список літератури

1. Jalil A. and Kobayashi J., Experimental Analyses of an Efficient Aggregated Robot Processing with Cache-Control for Multi-Robot System, 2020 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), Busan, Korea (South), 2020, pp. 1105-1109, doi: 10.23919/ICCAS50221.2020.9268225.
2. Субботін С. О. Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб. / С. О. Субботін. – Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с.
3. Tkachenko R. Learning-based image scaling using neural-like structure of geometric transformation paradigm / Roman Tkachenko, Pavlo Tkachenko, Ivan Izonin, Yurii Tsymbal // Advances in Soft Computing and Machine Learning in Image Processing : Part of the Studies in Computational Intelligence book series / editors: Aboul Ella Hassanien, Diego Alberto Oliva. – Місце видання: Springer International Publishing, 2018. – N. 1, Vol. 730. – P. 537-565.
4. Сорокін А. Р. Локалізація та навігація мобільних колісних роботів з використанням методів обчислювального інтелекту. 2021.
5. Цмоць І. Г., Опотяк Ю. В., Обельовська К. М., Теслюк С. В. Методи та засоби безконфліктного обміну даними у групі мобільних робототехнічних платформ. Український журнал інформаційних технологій. 2024, т. 6, № 1. С. 65–75.
6. Цмоць І. Г., Теслюк В. М., Опотяк Ю. В., Олійник О. О. Розроблення схеми та удосконалення методу управління рухом групи мобільних робототехнічних платформ. Український журнал інформаційних технологій. 2023. Т. 5, № 2. С. 97–104.

РОЗРОБЛЕННЯ ТЕХНІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ РУХОМ МОБІЛЬНОГО РОБОТА

Вступ. Важливим завданням при розробленні мобільних роботів (МР) – є побудова моделі технічного забезпечення, яка володіє низькою вартістю та забезпечує вимоги щодо його функціональності. Відповідно, розроблення технічного забезпечення мобільного робота є актуальним завданням сьогодення.

Постановка задачі.

Важливим завданням при розробленні мобільних роботів – є побудова моделі зовнішнього середовища, у якому робот здійснює рух [1-3]. Така модель зовнішнього середовища повинна адекватно відображати поточний стан і положення робота, можливі перешкоди для руху та небезпечні ділянки шляху. Для її побудови слід використовувати наявні давачі, серед яких у першу чергу слід вказати давачі віддалі, побудовані з використанням різноманітних технологій виявлення перешкод – ультразвукова, оптична тощо, 2D та 3D лідари, які є основою для побудови власне моделі зовнішнього середовища, давачі на основі електронних акселерометрів та компасів для просторової орієнтації платформи.

Відповідно, об'єкт дослідження – процеси розроблення технічного забезпечення мобільного робота. Предметом дослідження – модель, алгоритми, схеми та засоби технічного забезпечення мобільного робота.

Основний матеріал. Нечітка логіка (НЛ) використовується в ситуаціях, коли існує висока ступінь невизначеності, складності та нелінійності. При автономному управлінні рухом МР НЛ використовується для класифікації даних, прийняття рішень, які забезпечують уникнення таких проблем навігації, як безперервне створення петель, зворотне відстеження, тупикові пастки та рух у вузьких проходах. Структура технічних засобів управління рухом МР з використанням НЛ наведена на рисунку.

Системи позиціонування на основі технології GPS забезпечують достатньо точну прив'язку платформи на місцевості, однак, не завжди є адекватними у приміщеннях чи при значному затіненні супутників GPS перешкодами у полі зору. При пересуванні у приміщеннях МР має майже повністю покладатися на дані лідарів, акселерометрів та компасів.

Для забезпечення дистанційного та інтелектуального гібридного управління також доцільно застосовувати різноманітні відеокамери і які сьогодні випускаються доволі в широкій номенклатурі. Перевагу слід надавати камерам, які передають зображення у реальному часі з використанням радіоканалу. Радіоканал, як правило реалізується за технологією Wi-Fi або у діапазонах 2.4, 5 і 10 ГГц з використанням пропріетарних протоколів. Сигнал може прийматися на віддаленні мобільні пристрої, що спрощує варіант реалізації системи дистанційного керування. Серед можливих варіантів реалізації відеоканалу для забезпечення дистанційного керування можна вказати пристрої типу 1080P HD WiFi Network Camera Mobile Monitoring, які сьогодні достатньо поширені. Вони сьогодні достатньо відпрацьовані та мають низьке енергоспоживання, забезпечують достатньо високі якісні і кількісні характеристики для реалізації як завдань дистанційного керування МР оператором, так і можливості застосування їх для реалізації завдань розпізнавання зображень.

Елементи розпізнавання зображень можуть стати основою для побудови та доповнення моделі зовнішнього середовища, яка створюється для керування платформою.

Інтелектуальні давачі для визначення віддалі сьогодні створюються як на основі технології ультразвукової ехолокації, так і з застосуванням принципів лазерної ехолокації. Останні моделі давачів забезпечують роботу як при низьких, так і при високих рівнях зовнішньої освітленості з формуванням адекватних показників вимірювання віддалі до перешкоди, точності вимірювання і кута зору датчика.

Ультразвукові давачі наскільки якісних параметрів не мають, тому застосування їх на платформі вважається недоцільним. З іншої сторони давачі оптичного діапазону можна поділити на давачі ближнього радіусу дії та дальнього. Давачі ближнього радіусу дії, як правило, мають відповідну чутливість і забезпечують локалізацію перешкод на відстані до декількох сантиметрів. З іншої сторони, давачі для дистанційного вимірювання відстані забезпечують вказані вимірювання у діапазоні до декількох метрів. Для вимірювання більшої дальності доцільним вважається застосування лазерних лідарів як 2D і 3D типів, однак вартість таких пристроїв є достатньо високою.

Отже, для створення адекватної системи відображення та побудови зовнішнього середовища вважається доцільним застосовувати як мінімум один лідар, до чотирьох давачів дистанційного вимірювання віддалі, які забезпечують детектування перешкод у межах 360°. Також доцільне застосування з давачів перешкод ближнього радіусу дії, а конкретні місця розміщення їх на платформі будуть визначатися в процесі реалізації та побудови необхідної моделі зовнішнього середовища.

Сьогодні для безконтактного визначення відстані використовують інфрачервоні давачі, наприклад, типу TCRT5000 Infrared Reflective Sensor.

Як показує аналіз, на відміну від традиційних інфрачервоних давачів, які вимірюють кількість відбитого світла і залежать від відбиваючої здатності поверхні об'єкта, давачі FlightSense безпосередньо вимірюють відстань до об'єкта за часом відбиття фотонів, що дає змогу точно визначати відстань, незалежно від характеристик поверхні об'єкта. Функціонування ToF (Time-of-Flight) або часопрогонних давачів полягає у тому, що лазерний діод (емітер) випромінює фотони, а фотодетектор реєструє відбитий промінь. За часом, за який фотони відбиваються від об'єкта, ToF-датчик визначає відстань. Перевагою давача є здатність виявляти темні предмети з низьким коефіцієнтом відбиття, тоді як звичайних інфрачервоних давачів відбитого світла може бути недостатньо. Час відбиття від об'єкта на відстані 1 см складає 67 пс. ToF-давачі компанії STMicroelectronics дають можливість вимірювати дальність об'єкта незалежно від розміру, матеріалу, кольору та коефіцієнта відбиття його поверхні. Довжина хвилі випромінювання VSCEL-діодів, що використовуються в давачах, становить 940 або 850 нм, що знаходиться в невидимому діапазоні. Залежно від типу давача можна вимірювати відстань до об'єктів до 4 м (в темряві від білих поверхонь) за десятки мілісекунд з кутом огляду до 27°, а новий датчик VL53L5CX з оптичними елементами на приймальній матриці та випромінюючому діоді дає змогу розширити кут до 61°.

Для забезпечення навігації застосовуються цифрові магнітометри та акселерометри. Тривісний магнітометр компас HMC5883L використовується у модулі GY-273 і призначений для орієнтації роботизованих платформ у просторі, пошук місць з сильним магнітним полем. В якості чутливих елементів в компасі використовується три магніторезистивних давачі. З'єднання з контролером по інтерфейсу I2C, діапазон вимірювань: 1,3...8 Гаус, точність: 5мГаус.

В якості акселерометра в процесі розроблення навігаційних систем використовується ADXL345 трьохосовий акселерометр.

Висновки. Розроблено технічне забезпечення мобільної робототехнічної системи, яка використовує нечітку логіку на теорію штумних нейронних мереж.

Список літератури

1. Мацюк М. І., Теслюк В. М. Модель управління крокуючими платформами на базі штучних нейронних мереж. Український журнал інформаційних технологій. 2025, т. 7, № 1, С.59–67.
2. Цмоць І. Г., Теслюк В. М., Опотяк Ю. В., Олійник О. О. Розроблення схеми та удосконалення методу управління рухом групи мобільних робототехнічних платформ. Український журнал інформаційних технологій. 2023. Т. 5, № 2. С. 97–104.
3. Цмоць І. Г., Теслюк С. В., Опотяк Ю. В., Дзюба А. О. Вибір елементної бази та компонентів для реалізації бортових засобів вимірювання параметрів руху і визначення просторової орієнтації мобільних робототехнічних платформ. Український журнал інформаційних технологій. 2025, т. 7, № 1. С. 117–130.

МОДЕЛЬ ТА ЗАСОБИ СИСТЕМИ РОЗУМНОГО БУДИНКУ З ВИКОРИСТАННЯМ СТОХАСТИЧНИХ МЕРЕЖ ПЕТРІ

Вступ. Особливе значення у розвитку інтелектуальних систем управління має застосування стохастичних методів моделювання. Стохастичні мережі Петрі є одним із перспективних інструментів, які дають змогу описувати складні динамічні системи, враховуючи їх випадковість та невизначеність [1]. Їх використання дає змогу створювати точніші та гнучкіші алгоритми для управління процесами у системах розумного будинку.

Важливою проблемою у впровадженні розумних будинків залишається недостатня адаптивність існуючих систем до змінних умов експлуатації, що обмежує їх ефективність та функціональність. Крім того, багато сучасних систем мають високі вимоги до ресурсів, що збільшує витрати на їх обслуговування. Розроблення ефективних моделей і засобів управління, здатних враховувати стохастичні характеристики роботи розумного будинку, є актуальним завданням, яке дасть змогу значно підвищити ефективність цих систем [1, 2].

Постановка задачі. Об'єкт дослідження - процеси управління системами розумного будинку[3]. Предмет дослідження - використання стохастичних мереж Петрі, модель та засоби управління процесами автоматизації розумного будинку з використанням даних мереж. Головна мета магістерської кваліфікаційної роботи полягає у підвищенні ефективності функціонування систем розумного будинку шляхом розроблення моделей та засобів управління з використанням стохастичних мереж Петрі, які забезпечать оптимізацію ресурсів, підвищення надійності та адаптивності системи до змінних умов.

Основний матеріал. У межах дослідження розроблено модель та програмні засоби системи розумного будинку з використанням стохастичних мереж Петрі[4] як формального апарату опису та аналізу поведінки системи. Запропонований підхід дає змогу враховувати випадковий характер подій, пов'язаних із роботою сенсорів, діями користувача та змінами середовища, що є характерним для реальних умов експлуатації розумного будинку.

Структурно система складається з набору приміщень, кожне з яких містить давачі різних типів, зокрема давачі температури, вологості, освітлення, газу та руху. Для моделювання динаміки їх роботи використано стохастичну мережу Петрі, у якій позиції відповідають станам елементів системи, а переходи - подіям, що відбуваються з певною інтенсивністю. Інтенсивності переходів задаються відповідно до режимів роботи системи (денний та нічний режими), що дає змогу моделювати зміну поведінки мешканців і умов довкілля (див. рис.1).

Математична модель реалізована у вигляді стохастичної мережі Петрі з експоненційно розподіленими часовими затримками спрацювання переходів [5]. Для дослідження поведінки системи застосовано імітаційне моделювання, зокрема метод Монте-Карло, що дало змогу отримати статистичні характеристики функціонування системи, такі як частота спрацювань давачів, середня тривалість перебування системи в певних станах та ймовірності виникнення подій [4][5].

Програмна реалізація системи виконана з використанням мови програмування Java та графічного інтерфейсу JavaFX. Архітектура програмного рішення є модульною та включає компоненти для керування моделлю стохастичної мережі Петрі, симуляції подій, збору статистичних даних та візуалізації результатів. Для зберігання параметрів і результатів експериментів використано базу даних MySQL. Інтерфейс користувача забезпечує запуск і зупинку симуляції, вибір режиму роботи системи, а також перегляд результатів моделювання у вигляді графіків.

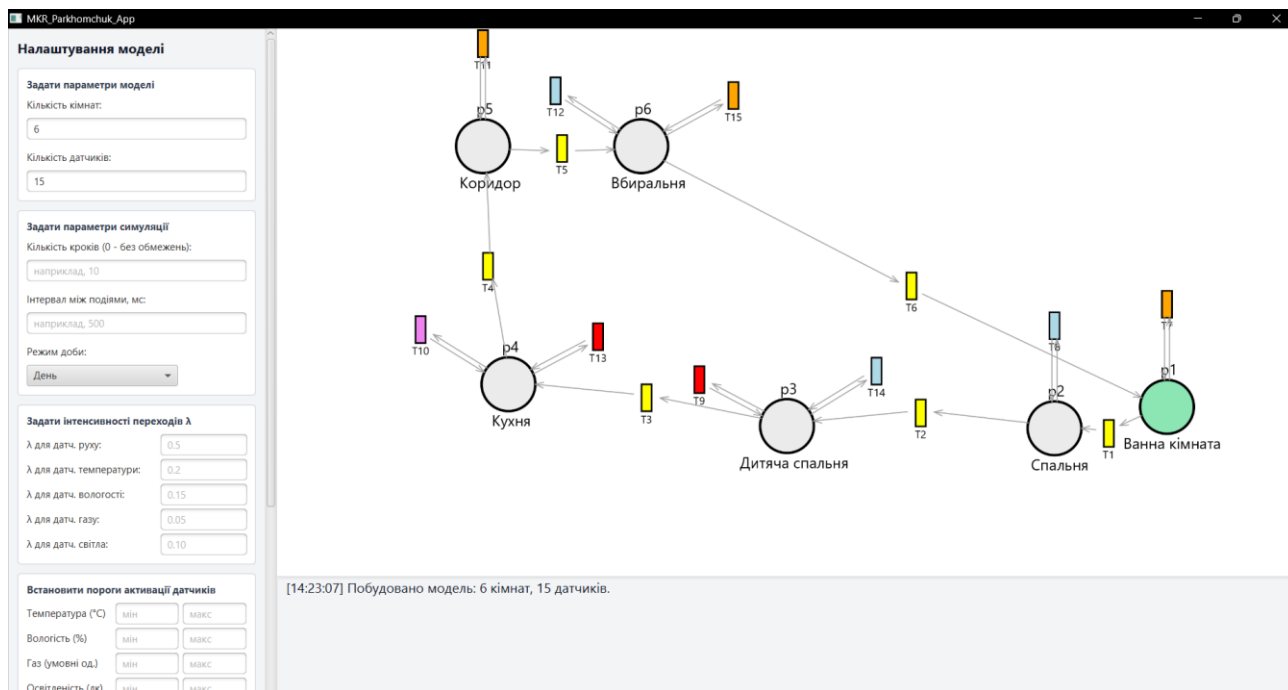


Рис.1. Приклад меню для синтезу моделі на основі стохастичної мережі Петрі

Експериментальні дослідження показали, що застосування стохастичних мереж Петрі дає можливість вдало відобразити поведінку системи розумного будинку в умовах невизначеності та випадковості подій. Отримані результати підтверджують доцільність використання запропонованого підходу для аналізу та проектування інтелектуальних систем управління побутовими процесами.

Висновки. Реалізовані засоби системи дають змогу не тільки досліджувати поведінку системи в умовах невизначеності, а й створюють основу для подальшого розвитку, до прикладу інтеграції реальних сенсорів чи оптимізації роботи енергоефективних будівель.

Результати можуть бути використані як у навчальних цілях, так і в практичних застосуваннях, зокрема для проектування та тестування систем автоматизації побутових процесів.

Список літератури

1. Lee J., Park J. Modeling Smart Home Systems Using Stochastic Petri Nets. - 2021. - Vol. 9. - P. 115223 - 115235. - DOI: 10.1109.
2. Казарян А. Г., Теслюк В. М., Казимира І. Я. Вибір оптимальної структури прихованих шарів штучної нейронної мережі для аналізу ефективності енергоспоживання. Український журнал інформаційних технологій. 2021, т. 3, № 1. С. 30–36.
3. Теслюк В. М., Береговська Х. В., Зербіно Д. Д., Теслюк Т. В., Сенета М. Я. Універсальний контролер для розподіленого керування в адаптивних системах розумного дому. Український журнал інформаційних технологій. 2024, т. 6, № 2, С. 64–73.
4. Marsan M. Ajmone, Balbo G., Conte G., Donatelli S., Franceschinis G. Modelling with Generalized Stochastic Petri Nets. - Chichester: John Wiley & Sons, 1995. - 296 p.
5. Murata T. Petri Nets: Properties, Analysis and Applications. 1989. - Vol. 77, No. 4. - P. 541-580.

ГІБРИДНИЙ МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ЗІСТАВЛЕННЯ ОЗНАК ЗОБРАЖЕНЬ

Вступ. Сучасні системи комп'ютерного зору широко застосовуються для задач виявлення та розпізнавання об'єктів у різноманітних прикладних галузях, зокрема у відеоспостереженні, біометричній ідентифікації, системах контролю доступу та інтелектуальних інтерфейсах взаємодії людини з комп'ютером. Основу таких систем дедалі частіше складають методи глибокого та статистичного машинного навчання, які забезпечують високу швидкість обробки та здатність до узагальнення на великих масивах даних.

Водночас класичні класифікаційні підходи мають обмеження, пов'язані з високою кількістю хибно-позитивних рішень у разі візуально схожих об'єктів. Одним із перспективних напрямів подолання зазначених обмежень є використання гібридних підходів, що поєднують швидкодіючі методи машинного навчання для генерації первинних гіпотез із класичними алгоритмами комп'ютерного зору для їх подальшої геометричної верифікації. Зокрема, методи зіставлення локальних ознак зображень дозволяють аналізувати структурну подібність об'єктів на рівні ключових точок та дескрипторів, що забезпечує інваріантність до масштабних, афінних і фотометричних перетворень [1].

Мета. Метою статті є формалізація та детальний опис життєвого циклу обробки запиту в гібридній системі розпізнавання, побудованій на основі поєднання методів машинного навчання та зіставлення локальних ознак зображень. Особливу увагу приділено архітектурним рішенням, механізмам синхронізації компонентів та програмній реалізації процесу верифікації гіпотез, що дозволяє підвищити точність розпізнавання та мінімізувати кількість помилок другого роду.

Реалізація. Реалізація програмної системи ґрунтується на гібридному підході, що поєднує методи машинного навчання для генерації гіпотез та алгоритми зіставлення локальних ознак зображення для їх подальшої верифікації. Основна ідея такого підходу полягає в усуненні обмежень класичних класифікаторів, які в умовах високої візуальної подібності об'єктів схильні до хибно-позитивних рішень. Застосування етапу зіставлення ключових точок дозволяє підтвердити або відхилити гіпотезу класифікатора шляхом аналізу геометричної структури об'єкта та локальних текстурних характеристик, інваріантних до змін освітлення та повороту.

Архітектура програмного комплексу реалізована у вигляді модульної системи та складається з чотирьох взаємопов'язаних функціональних модулів: модуля детекції, модуля екстракції глобальних ознак, модуля зіставлення локальних ознак та модуля прийняття рішень. Такий поділ дозволяє чітко розмежувати зони відповідальності компонентів, спростити масштабування системи та забезпечити повторне використання окремих алгоритмічних блоків.

Життєвий цикл обробки запиту. Життєвий цикл обробки запиту в системі представлений на рисунку 1. Він починається з моменту завантаження користувачем зображення через графічний інтерфейс, реалізований із використанням веб-фреймворку Gradio. Після надходження зображення воно передається до керуючого модуля (Main Pipeline / Controller), який виконує роль єдиної точки входу та координує подальшу взаємодію всіх сервісів системи.

На етапі запуску застосунку відбувається одноразова ініціалізація ресурсоємних компонентів: завантаження каскадів Хаара, десеріалізація попередньо навчених моделей машинного навчання та індексація бази еталонних дескрипторів у пам'яті. Такий підхід концептуально відповідає ідеям патерну проєктування Singleton та дозволяє суттєво зменшити час обробки кожного окремого запиту.

Після отримання зображення керуючий модуль ініціює запит до сервісу детекції, який виконує пошук області інтересу (ROI) із використанням каскадів Хаара. Додаткова перевірка наявності характерних структур обличчя (зокрема пари очей) дозволяє відсіяти нерелевантні фрагменти ще на ранньому етапі та зменшити обчислювальне навантаження. Виявлена область

інтересу піддається попередній обробці та нормалізації, після чого передається на наступний етап.

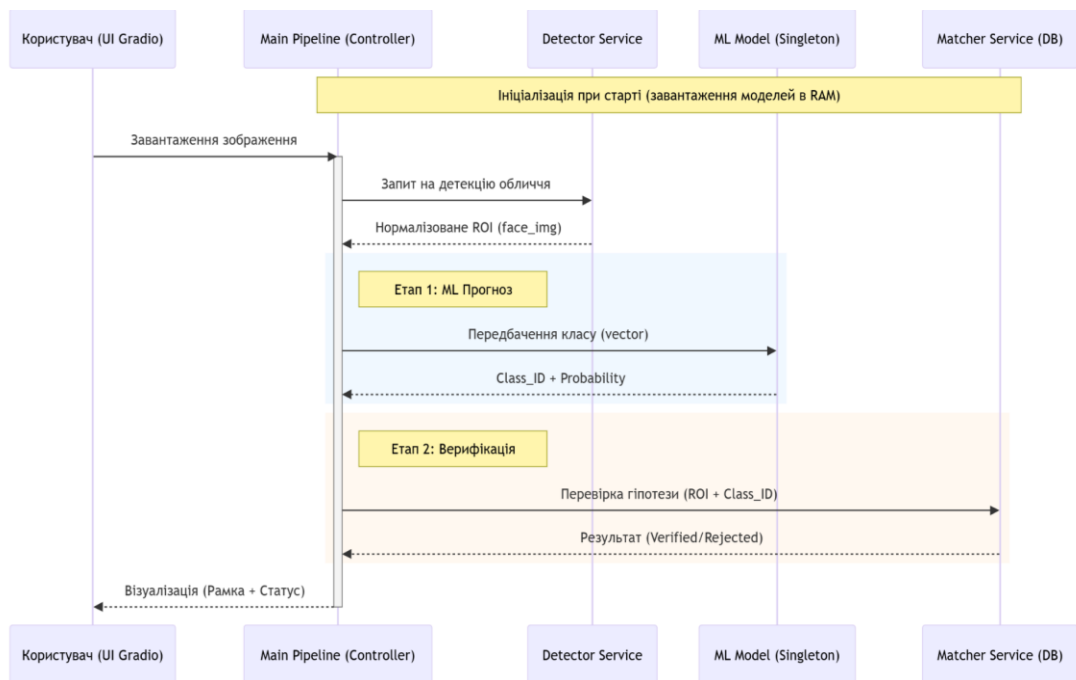


Рисунок 1 – Життєвий цикл обробки запиту

Першим етапом аналітичної обробки є генерація гіпотези. Нормалізоване зображення ROI надходить до модуля екстракції глобальних ознак, де формується числовий вектор, що описує об'єкт у цілому. Цей вектор подається на вхід ансамблевого класифікатора (Voting Classifier), який формує прогноз у вигляді ідентифікатора класу та відповідної ймовірності.

Другим етапом життєвого циклу є верифікація гіпотези. Якщо прогноз класифікатора не досягає заданого рівня впевненості або потребує підтвердження, система ініціює роботу модуля зіставлення локальних ознак. Модуль FeatureMatcher виконує детекцію ключових точок за допомогою алгоритму ORB [2] та зіставляє отримані дескриптори з еталонними зразками, що зберігаються в кеші. Оцінка якості зіставлення здійснюється на основі кількості «хороших» відповідностей (inliers), отриманих із використанням метрики Хеммінга та порогової фільтрації.

На завершальному етапі модуль прийняття рішень інтегрує результати класифікації та зіставлення. Гіпотеза вважається підтвердженою лише у випадку, якщо кількість відповідних дескрипторів перевищує емпірично визначений поріг. У протилежному випадку прогноз відхиляється, що дозволяє мінімізувати кількість хибно-позитивних рішень. Остаточний результат передається до рівня представлення для візуалізації користувачу у вигляді рамки детекції та статусу розпізнавання.

Висновки. Запропоновано гібридний метод виявлення об'єктів, що поєднує методи машинного навчання для генерації гіпотез із алгоритмами зіставлення локальних ознак зображень для їх подальшої верифікації. Запропоновано життєвий цикл обробки запиту, що забезпечує поетапну фільтрацію та перевірку даних, поєднуючи швидкість методів машинного навчання з високою надійністю геометричної верифікації. Це дозволяє досягти високої точності розпізнавання та підвищити практичну придатність системи для реальних застосувань комп'ютерного зору.

Список літератури

1. D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004. DOI: 10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94.
2. E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF," in Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 2564–2571, 2011.

МОДЕЛЬ ІНТЕГРАЦІЇ МОВНИХ ТЕХНОЛОГІЙ У ПРОГРАМНУ СИСТЕМУ ДЛЯ НАВЧАННЯ ІНОЗЕМНИМ МОВАМ

Вступ. Сучасний етап розвитку комп'ютеризованого навчання (CALL) характеризується переходом від статичних програмних рішень до адаптивних систем на основі штучного інтелекту [1]. Використання великих мовних моделей (LLM) та їх оптимізованих версій для мобільних пристроїв (SLM) дозволяє вирішити проблему шаблонності навчального контенту, забезпечуючи генерацію унікальних вправ у реальному часі [2]. Інтеграція таких технологій у мобільні додатки є критично важливою для створення персоналізованого освітнього середовища.

Постановка задачі. Об'єктом дослідження є процес автоматизованого навчання іноземним мовам з використанням мобільних технологій. Предметом дослідження є методи та моделі інтеграції генеративного штучного інтелекту у програмні системи. Головна мета даного дослідження полягає в розробці моделі та програмного модуля на платформі iOS, що використовує локальну неймережу (GPT-5 Nano) для динамічної генерації лексичних вправ та забезпечення зворотного зв'язку. Такий підхід має на меті підвищення ефективності засвоєння матеріалу завдяки адаптивності контенту та збереженню приватності даних користувача.

Основний матеріал. В ході роботи було спроектовано архітектуру мобільного додатку з використанням патерну MVVM та принципів Clean Architecture, що забезпечує гнучкість та масштабованість системи. Програмна реалізація виконана мовою Swift із використанням фреймворку SwiftUI для побудови інтерфейсу та SwiftData для локального зберігання даних. Ключовим елементом системи є інтеграція малої мовної моделі GPT-5 Nano [2], яка дозволяє обробляти запити безпосередньо на пристрої (Edge AI). Для підвищення якості перевірки знань розроблено комбінований метод генерації дистракторів (неправильних варіантів відповідей), що базується на двох метриках: семантичній близькості (з використанням векторних представлень слів Word2Vec) та орфографічній подібності (відстань Левенштейна) [3]. Це дозволяє генерувати педагогічно валідні вправи, які тренують уважність до деталей. Також реалізовано модуль голосового вводу на базі Apple Speech Framework, що дозволяє перевіряти не лише письмові, а й усні навички користувача, забезпечуючи комплексний підхід до вивчення мови. Для кращого розуміння порядку взаємодій між користувачем, інтерфейсом користувача (UI), модулем обробки запитів (Request Processor), сервісом GPT-5 Nano, сервісом DeepL та базою даних SwiftData яка згадується у роботі [1] представлені часові системні діаграми, які зображенні на (рис. 1)

У таблиці 1 наведено порівняння функціоналу існуючих платформ мовного навчання.

Проведений аналіз показує, що існуючі рішення можна поділити на дві категорії: традиційні додатки (Duolingo, Memrise) та генеративні інструменти (ChatGPT). Традиційні системи мають високу структурованість, але обмежені статичними базами даних та низькою якістю дистракторів. Водночас генеративні моделі забезпечують динамічність, але страждають від відсутності методичної структури.

Розроблена програмна система поєднує переваги обох підходів: вона забезпечує динамічну генерацію вправ та високу якість семантичних дистракторів, як у ChatGPT, але при цьому зберігає необхідну для навчання структурованість. Крім того, система пропонує поглиблену персоналізацію, адаптуючи контент одночасно за рівнем знань користувача та обраною темою.

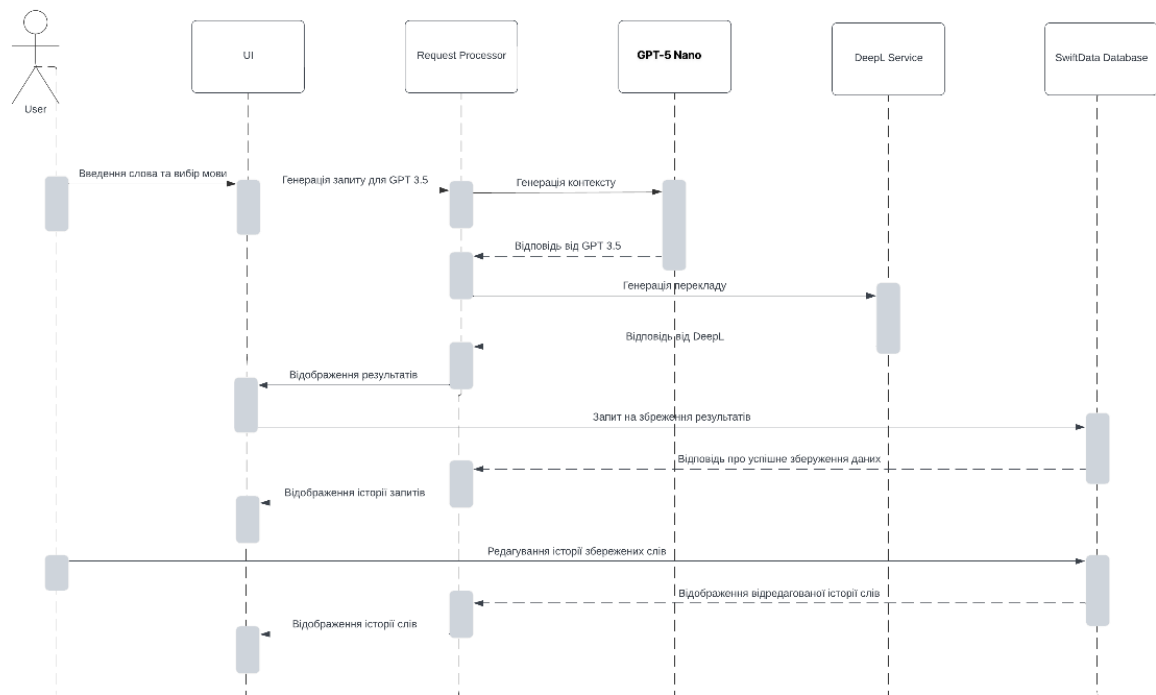


Рисунок 1 – Часові системні діаграми

Таблиця 1 – Порівняння функціоналу розробленої системи та існуючих платформ

Критерій	Duolingo	<u>Memrise</u>	<u>DeepL</u>	ChatGPT	Програмна система
Генерація вправ	Статична БД	Статична БД	Немає	Динамічна	Динамічна
Семантичні <u>дистрактори</u>	Низька якість	Низька якість	Немає	Висока якість	Висока якість
Персоналізація	За рівнем	За темою	Немає	Потенціальна	За рівнем та темою
<u>Мультимодальність</u>	Так (частково)	Так (відео)	Так (текст)	Так (текст)	Так
Структурованість	Висока	Висока	Немає	Низька	Середня

Висновки. Впровадження локальних генеративних моделей у мобільні навчальні системи дозволяє значно підвищити рівень персоналізації навчання, уникаючи залежності від постійного інтернет-з'єднання та хмарних серверів. Розроблена система демонструє високу ефективність у генерації контекстних вправ та наданні миттєвого зворотного зв'язку, що сприяє кращому запам'ятовуванню лексики та підвищує мотивацію користувачів до самостійного навчання.

Список літератури

1. Vaswani A. et al. Attention Is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems. 2017. Vol. 30.
2. Radford A. et al. Language Models are Unsupervised Multitask Learners. OpenAI Blog. 2019. Vol. 1. No. 8.
3. Levenshtein V. I. Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. Soviet Physics Doklady. 1966. Vol. 10, No. 8. P. 707–710.

РОЗПОДІЛЕНО-РОБАСТНЕ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТОМ ЕНЕРГОСПІЛЬНОТИ З ПУЛОВИМ ТА P2P-РИНКАМИ: КІЛЬКІСНИЙ АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

Вступ. Зростання частки розподілених енергетичних ресурсів і поява локальних енергетичних спільнот зумовлюють необхідність перегляду підходів до управління проєктами у сфері енергоменеджменту. Поєднання пулового (локального) ринку енергоспільноти з одноранговою (P2P) торгівлею створює додаткові можливості для ефективного використання локальної генерації, однак суттєво ускладнює процес координації рішень між учасниками, особливо в умовах невизначеності цін мережі та фотоелектричної (PV) генерації [1].

Постановка задачі. Об'єкт дослідження – процеси управління проєктами створення та функціонування локальних систем розподілу енергетичних ресурсів територіальних громад. Предмет дослідження – розподілено-робастна модель управління енергетичним проєктом на основі інтеграції пулового ринку та P2P-торгівлі. Головна мета даного дослідження полягає у практичній реалізації та кількісному аналізі ефективності розподілено-робастної моделі управління проєктом створення системи розподілу енергії громади. Такий підхід має на меті забезпечення стійкого, масштабованого та економічно ефективного середовища для розподілу енергоресурсів в умовах невизначеності цін мережі та фотоелектричної (PV) генерації.

Основний матеріал. Зростання частки відновлюваних джерел енергії та поява енергетичних спільнот відіграють ключову роль у сучасній енергетиці, проте створюють значні виклики для координації рішень. Класичні централізовані моделі управління не забезпечують належної масштабованості та конфіденційності даних, що вимагає переходу до розподілених підходів. Ефективне впровадження та управління енергоспільнотою здійснюється за допомогою розподіленого алгоритму оптимізації ADMM та методів робастного планування (RO).

Практична реалізація моделі виконана для добової тестової системи, що складається з 8 покупців і 4 продавців, які взаємодіють через координатора спільноти (СМ). Очікувані значення PV-генерації мають пікові значення у часовому інтервалі 9–15 год, з максимальним випуском понад 12 кВт у найбільш сприятливому сценарії. Очікувані ціни купівлі електроенергії з мережі протягом доби змінюються в діапазоні $\approx 11,7\text{--}15,0$ €/кВт·год, з характерними ранковими та вечірніми піками.

Для оцінювання впливу невизначеностей розглянуто три сценарії:

- Сценарій I — без урахування невизначеностей;
- Сценарій II — невизначеність мережевих цін з бюджетом $\Phi = 10$;
- Сценарій III — комбінована невизначеність мережевих цін і PV-генерації з бюджетами $\Phi = 10/5/10$ для покупців, продавців і СМ відповідно.

Крок ітерацій ADMM становив 0,005, критерій збіжності — $\varepsilon = 0,05$, варіації невизначених параметрів — 5% від очікуваних значень.

У сценарії без невизначеностей (Сценарій I) результати демонструють чітку добову структуру закупівель. У години пікової PV-генерації ($\approx 10\text{--}14$ год) обсяги закупівлі електроенергії з мережі для окремих покупців зменшуються до 0–0,3 кВт, тоді як до 100% потреб покривається за рахунок локального та P2P-ринків.

Ціна очищення локального ринку в цей період знижується до рівня $\approx 7\text{--}9$ €/кВт·год, що є істотно нижчим за мережеву ціну купівлі. Це дозволяє зменшити середні витрати покупців і мінімізувати втрати від «злиття» надлишкової PV-генерації, підтверджуючи ефективність інтеграції P2P-торгівлі в управління проєктом енергоспільноти [1].

За умов невизначеності мережевих цін (Сценарій II) спостерігається системний перехід до більш консервативних стратегій. Середня ціна очищення локального ринку зростає на 6–9% порівняно з базовим сценарієм, а частка енергії, що закуповується з мережі в пікові години, збільшується на $\approx 10\text{--}15\%$.

Обсяги P2P-торгівлі зменшуються, що призводить до зростання сукупних витрат покупців, водночас доходи продавців залишаються відносно стабільними за рахунок підвищення внутрішньої ціни. Така поведінка системи відповідає очікуваним властивостям робастної оптимізації, орієнтованої на захист від несприятливих сценаріїв [3].

Найбільш виражені кількісні ефекти зафіксовано у Сценарії III. Поєднання невизначеності цін і PV-генерації призводить до:

- зростання очищувальної ціни спільноти на $\approx 12\text{--}18\%$;
- скорочення обсягів P2P-торгівлі до $30\text{--}40\%$ від базового сценарію;
- збільшення середніх витрат покупців на $\approx 15\text{--}20\%$;
- помірного зниження прибутків продавців на $\approx 5\text{--}8\%$.

Попри це, модель забезпечує повне дотримання балансних і технічних обмежень, що свідчить про її здатність підтримувати стабільну реалізацію проєкту навіть у найгірших сценаріях невизначеності.

Алгоритм демонструє стабільну збіжність у всіх сценаріях. Для базової системи збіжність досягається за ≈ 412 ітерацій, що відповідає ≈ 211 с обчислювального часу. Для збільшеної системи кількість ітерацій зростає незначно — до ≈ 431 , а час виконання становить ≈ 1067 с, що підтверджує прийнятну масштабованість і практичну придатність підходу для реальних проєктів громадської енергетики.

Висновки. Результати підтверджують, що розподілено-робастна модель є ефективним інструментом управління проєктом енергоспільноти. Інтеграція пулового та P2P-ринків забезпечує зниження витрат у сприятливих умовах, тоді як робастна оптимізація гарантує передбачуваність і стійкість рішень за наявності невизначеностей. Запропонований підхід є практично придатним для впровадження в цифрові платформи енергоменеджменту громад і може слугувати основою для масштабування таких проєктів.

Список літератури

1. Parag, Y., & Sovacool, B. K. (2016). Electricity market design for the prosumer era. *Nature Energy*, 1, Article 16032. <https://doi.org/10.1038/nenergy.2016.32>
2. Boyd, S., Parikh, N., Chu, E., Peleato, B., & Eckstein, J. (2011). Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 3(1), 1–122. <http://dx.doi.org/10.1561/22000000016>
3. Bertsimas, D., & Sim, M. (2004). The price of robustness. *Operations Research*, 52(1), 35–53. <https://doi.org/10.1287/opre.1030.0065>

ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В УПРАВЛІННІ ЗАКУПІВЕЛЬНИМИ ПРОЄКТАМИ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ЗМОВНИЦЬКОЇ ПОВЕДІНКИ

Вступ. Ефективне управління закупівельними проєктами є ключовою умовою раціонального використання бюджетних ресурсів, забезпечення доброчесної конкуренції та успішної реалізації інфраструктурних і будівельних проєктів. Однією з найбільш суттєвих загроз у сфері публічних закупівель є змовницька поведінка учасників торгів (bid-rigging), що призводить до завищення вартості контрактів, зниження якості виконання робіт та викривлення конкурентного середовища [1, 2].

В умовах цифровізації закупівельних процесів та зростання обсягів відкритих даних традиційні підходи контролю — ручні перевірки, формалізовані правила та постфактум-аудит — виявляються недостатньо ефективними для своєчасного реагування на ризики змови. У цьому контексті методи машинного навчання (Machine Learning, ML), поєднані зі статистичними скрінінговими індикаторами, розглядаються як перспективний інструмент підтримки управлінських рішень у закупівельних проєктах [1].

Постановка задачі. Метою дослідження є узагальнення результатів емпіричних експериментів із застосування ML-алгоритмів для виявлення змовницької поведінки в публічних закупівлях та обґрунтування можливостей їх практичного використання в системі управління закупівельними проєктами. Для досягнення поставленої мети передбачено вирішено проаналізувати ефективність ансамблевих ML-алгоритмів у задачі класифікації змовницьких та конкурентних аукціонів, оцінити якість моделей за різних сценаріїв доступності інформації, визначити найбільш інформативні скрінінгові індикатори змови, обґрунтувати управлінське значення ML-скрінінгу в циклі моніторингу закупівельних проєктів.

Основний матеріал. Результати експериментальних досліджень за сценарію повної інформації, що передбачає наявність даних про ставки учасників, кількість поданих пропозицій, попередню кошторисну оцінку та ідентифікатори компаній, засвідчили високу ефективність ансамблевих методів машинного навчання. Зокрема, алгоритми Random Forest, Extra Trees та Gradient Boosting продемонстрували найкращі показники якості класифікації змовницьких аукціонів [1, 2].

Значення збалансованої точності (Balanced Accuracy) у більшості досліджених наборів даних перевищували 0,80, що свідчить про здатність моделей надійно розрізняти конкурентні та змовницькі процедури. З позицій управління закупівельними проєктами це створює передумови для інтеграції ML-модулів у систему контролю та моніторингу проєктів з метою раннього виявлення процедур із підвищеним ризиком змови.

Особливу практичну цінність мають результати сценарію обмеженої інформації, коли для аналізу доступні лише базові дані аукціону — значення ставок і інформація про переможця. Саме такий сценарій є типовим для багатьох реальних закупівельних проєктів, особливо на ранніх етапах або в умовах обмеженого доступу до розширених метаданих.

Експерименти показали, що навіть за таких умов ансамблеві ML-моделі у поєднанні зі скрінінговими індикаторами розподілу ставок (щільність ставок поблизу мінімального значення, відносна різниця між двома найнижчими пропозиціями, коефіцієнт варіації) демонструють стабільну якість класифікації [1]. Це підтверджує доцільність використання ML-скрінінгу як інструменту попереднього ризик-аналізу в управлінні закупівельними проєктами без потреби у складній інформаційній інфраструктурі.

Порівняльний аналіз міжкраїнових корпусів аукціонів засвідчив, що окремі скрінінгові індикатори мають стійку діагностичну спроможність незалежно від юрисдикції та типу аукціону. Найбільш інформативними виявилися індикатори щільності ставок біля мінімального значення та відносної різниці між двома найнижчими ставками [1, 2].

Окрему увагу приділено аналізу похибок класифікації. Результати досліджень показали, що шляхом калібрування порогів прийняття рішень можливо адаптувати ML-моделі до різних управлінських сценаріїв. Для юридично чутливих рішень доцільною є мінімізація хибних позитивних спрацювань, тоді як для внутрішнього контролю та профілактичного моніторингу пріоритетом може бути мінімізація пропущених випадків змови [2].

Висновки. Результати дослідження підтверджують доцільність використання машинного навчання у поєднанні зі скрінінговими індикаторами як ефективного інструменту підтримки управління закупівельними проєктами. Ансамблеві ML-моделі демонструють високу стійкість та здатність узагальнювати патерни змовницької поведінки за різних сценаріїв доступності даних.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості інтеграції ML-модулів у системи моніторингу публічних закупівель, зокрема в електронній системі Prozorro, що функціонує на засадах відкритих даних [3]. Це є особливо актуальним для України в умовах масштабної відбудови, де ефективне управління закупівельними проєктами безпосередньо впливає на економічну стійкість та довіру до державних інституцій.

Список літератури

1. Huber, M., Imhof, D. Machine learning with screens for detecting bid-rigging cartels. International Journal of Industrial Organization, 2019.
2. Rodríguez, M. J. G., et al. Collusion detection in public procurement auctions with machine learning algorithms. Decision Support Systems, 2022.
3. Prozorro. Public Procurement System of Ukraine. <https://prozorro.gov.ua>