ISSN 2786-5460 (Print)
ISSN 2786-5479 (Online)

МІЖРЕГІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ УПРАВЛІННЯ ПЕРСОНАЛОМ
INTERREGIONAL ACADEMY OF PERSONNEL MANAGEMENT

МАУП

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА СУСПІЛЬСТВО

INFORMATION TECHNOLOGY AND SOCIETY

Випуск 1 (20), 2026
Issue 1 (20), 2026

Видавничий дім
«Гельветика»
2026

УДК 004

Засновник видання: Міжрегіональна Академія управління персоналом
Періодичність: 4 рази на рік

Рекомендовано до друку Вченою радою
Міжрегіональної Академії управління персоналом
(протокол № 5 від 29 квітня 2026 року)

Інформаційні технології та суспільство / [головний редактор І. Остроумов]. – Київ : Міжрегіональна Академія управління персоналом, 2026. – Випуск 1 (20). – 74 с.

Журнал «Інформаційні технології та суспільство» є науковим рецензованим виданням, в якому здійснюється публікація матеріалів науковців різних рівнів у вигляді наукових статей з метою їх поширення як серед вітчизняних дослідників, так і за кордоном.

Редакційна колегія не обов'язково поділяє позицію, висловлену авторами у статтях, та не несе відповідальності за достовірність наведених даних і посилань.

Реєстрація суб'єкта у сфері друкованих медіа:
Рішення Національної ради України з питань телебачення і радіомовлення № 1173 від 11.04.2024 року.
Ідентифікатор медіа: R30-03890

Суб'єкт у сфері друкованих медіа – Приватне акціонерне товариство «Вищий навчальний заклад «Міжрегіональна Академія управління персоналом» (вул. Фрометівська, буд. 2, м. Київ, 03039, iapm@iapm.edu.ua, тел. (044) 490-95-00).

Мова видання: українська, англійська, німецька, французька та польська.

Відповідно до Наказу МОН України № 1290 від 30 листопада 2021 року (додаток 3) журнал включено до Переліку наукових фахових видань України (категорія Б) зі спеціальностей F2 – Інженерія програмного забезпечення; F3 – Комп'ютерні науки; F4 – Системний аналіз та наука про дані; F5 – Кібербезпека та захист інформації; F6 – Інформаційні системи і технології; F7 – Комп'ютерна інженерія.

Усі електронні версії статей журналу оприлюднюються на офіційній сторінці видання
http://journals.maup.com.ua/index.php/it

Статті у виданні перевірені на наявність плагіату за допомогою програмного забезпечення StrikePlagiarism.com від польської компанії Plagiat.pl.

UDC 004

Founder: Interregional Academy of Personnel Management
Frequency: 4 issues per year

Recommended for publication
by Interregional Academy of Personnel Management
(Minutes No. 5 dated 29 April 2026)

Information Technology and Society / [chief editor Ivan Ostroumov]. – Kyiv : Interregional Academy of Personnel Management, 2025. – Issue 1 (20). – 74 p.

Journal «Information Technology and Society» is a peer-reviewed scientific edition, which publishes materials of scientists of various levels in the form of scientific articles for the purpose of their dissemination both among domestic researchers and abroad.

Editorial board do not necessarily reflect the position expressed by the authors of articles, and are not responsible for the accuracy of the data and references.

Registration of Print media entity:
Decision of the National Council of Television and Radio Broadcasting of Ukraine: Decision No. 1173 as of 11.04.2024.
Media ID: R30-03890

Media entity – Private Joint-Stock Company «Higher education institution «Interregional Academy of Personnel Management» (03039, Kyiv, Frometivska str., 2, iapm@iapm.edu.ua, tel. (044) 490-95-00).

Language of publication: Ukrainian, English, German, French, and Polish.

According to the Decree of MES No. 1290 (Annex 3) dated November 30, 2021, the journal was included in the List of scientific professional publications of Ukraine (category B) in specialties F2 – Software Engineering; F3 – Computer Sciences; F4 – Systems Analysis and Data Science; F5 – Cybersecurity and Data Protection; F6 – Information Systems and Technologies; F7 – Computer Engineering.

All electronic versions of articles in the collection are available on the official website edition
http://journals.maup.com.ua/index.php/it

The articles were checked for plagiarism using the software
StrikePlagiarism.com developed by the Polish company Plagiat.pl.

ЗМІСТ

Віталій ДАДИВЕРІН, Олег БІСІКАЛО
АВТОМАТИЗОВАНА ПЕРЕВІРКА ТВЕРДЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ RAG-МЕХАНІЗМУ
ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ОЗНАК 6

Oksana ZOLOTUKHINA, Olga CHOLISHKINA, Oleksandr ILLYUCHENKO, Taras LYSENKO
DYNAMIC ADAPTATION OF THE USER PROFILE IN A RECOMMENDATION SYSTEM
BASED ON ANALYSIS OF INFORMATION ABOUT HIS BEHAVIOR 14

Світлана КАШКЕВИЧ, Дмитро МИКОЛЮК
МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ РУХОМ БПЛА З ВИКОРИСТАННЯМ
ФАЗОВИХ КООРДИНАТ 24

Юрій КІШ, Ігор ЛЯХ
МЕТОД РИЗИК-ОРІЄНТОВАНОГО УПРАВЛІННЯ ЯКІСТЮ ІТ-ПРОДУКТУ НА ОСНОВІ
АНАЛІЗУ ДАНИХ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ В МЕЖАХ SDLC 31

Олексій КОВЕНЬКО, Наталія АПЕНЬКО
МЕТОД СЕМАНТИЧНОЇ ПРЕФІЛЬТРАЦІЇ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ
У ВИСОКОВИМІРНИХ МЕРЕЖАХ 44

Валерія СЛАТВІНСЬКА, В'ячеслав БЕВЗА
ENTERPRISE OSINT ДЛЯ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ, МОНІТОРИНГ ЦИФРОВОГО СЛІДУ
КОМПАНІЇ ТА СПІВРОБІТНИКІВ 51

Олександр УСОВ
ГІБРИДНА АРХІТЕКТУРА ВІЗУАЛЬНО-ІНЕРЦІАЛЬНОЇ SLAM ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ
БЕЗПЕРЕРВНОЇ НАВІГАЦІЇ В УМОВАХ ОБМЕЖЕНОЇ ВИДИМОСТІ 59

Людмила ЮДІНА, Юрій ДЕГТЯР
КАСКАДНИЙ МЕТОД УДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМ ДЕТЕКЦІЇ ОБ'ЄКТІВ 69

CONTENTS

Vitalii DADYVERIN, Oleh BISIKALO
AUTOMATED VERIFICATION OF STATEMENTS USING THE RAG MECHANISM AND SYMBOL CLASSIFICATION....6

Oksana ZOLOTUKHINA, Olga CHOLISHKINA, Oleksandr ILLYUCHENKO, Taras LYSENKO
DYNAMIC ADAPTATION OF THE USER PROFILE IN A RECOMMENDATION SYSTEM BASED ON ANALYSIS OF INFORMATION ABOUT HIS BEHAVIOR....14

Svitlana KASHKEVYCH, Dmytro MYKOLYUK
MATHEMATICAL MODEL OF ADAPTIVE CONTROL OF UAV MOTION USING PHASE COORDINATES....24

Yurii KISH, Ihor LIAKH
A METHOD OF RISK-BASED QUALITY MANAGEMENT OF AN IT PRODUCT BASED ON DATA ANALYSIS AND MACHINE LEARNING WITHIN SDLC....31

Oleksii KOVENKO, Natalia APENKO
METHOD OF SEMANTIC PREFILTERING OF CAUSAL RELATIONSHIPS IN HIGH-DIMENSIONAL NETWORKS....44

Valeria SLATVINSKA, Vyacheslav BEVZA
ENTERPRISE OSINT FOR RISK MANAGEMENT, MONITORING THE DIGITAL FOOTPRINT OF THE COMPANY AND EMPLOYEES....51

Oleksandr USOV
HYBRID VISUAL–INERTIAL SLAM ARCHITECTURE FOR CONTINUOUS NAVIGATION IN LOW-VISIBILITY CONDITIONS....59

Lyudmila YUDINA, Yuri DEGTYAR
A CASCADE METHOD FOR IMPROVING OBJECT DETECTION SYSTEMS....69

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.1
УДК 004.8:004.912:004.9:316.774

АВТОМАТИЗОВАНА ПЕРЕВІРКА ТВЕРДЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ RAG-МЕХАНІЗМУ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ОЗНАК

В. В. Дадиверін, О. В. Бісікало

AUTOMATED VERIFICATION OF STATEMENTS USING THE RAG MECHANISM AND SYMBOL CLASSIFICATION

Vitalii Dadyverin, Oleh Bisikalo

Анотація

Об'єктом дослідження є проблема автоматичної верифікації фактів у цифровому середовищі, насиченому дезінформацією. У роботі проаналізовано сучасні підходи до детекції фейкових новин, включаючи трансформерні архітектури, нейросемантичні та графові моделі. Додатково визначено обмеження наявних методів, зокрема популярність використання статичних ознак та погану здатність до узагальнення при постійному динамічному потоці інформації. Запропоновано власну архітектуру мультимодальної моделі, яка поєднує класифікацію стилю, детекцію AI-тексту та модуль перевірки фактів, підкріплений пошуком релевантних доказів через RAG-механізм. Результати експериментів на тестовому наборі із 1660 прикладів показали, що модель досягає високого показника Recall (84,6 %), зберігаючи прийнятну збалансованість точності (Accuracy – 78,6 %, Precision – 74,4 %, F1 – 80,8 %). Отримані результати свідчать про достатню ефективність мультизадачного навчання у системах перевірки на правдивість. Це дозволяє ефективно виявляти фейкові новини з різних джерел, хоча й із певною кількістю хибнопозитивних спрацювань, але баланс між високим Recall і нижчим Precision є обґрунтованим, оскільки система орієнтована на зменшення можливості пропуску фейкових новин. Запропонована модель є придатною для використання в реальних умовах моніторингу інформаційного простору, зокрема в контексті протидії інформаційним загрозам. Ефективність моделі пояснюється комбінацією кількох незалежних ознак (стиль, походження, фактологічність) та гнучкою системою інтеграції сигналів. Крім того, використання RAG-механізму забезпечує додатковий рівень інтерпретованості отриманих результатів з прив'язкою до зовнішніх джерел. Її можна застосовувати в онлайн-платформах з великою кількістю неструктурованих повідомлень. Підхід може бути розширений мультимедійним аналізом та адаптований для іншого визначеного мовного середовища.

Ключові слова: *фактчекінг, штучний інтелект, фейкові новини, RAG, мультимодальна модель, трансформери, верифікація тверджень, дезінформація.*

Abstract

The object of the study is the problem of automatic fact verification in a digital environment saturated with disinformation. The paper analyzes modern approaches to fake news detection, including transformer architectures, neurosemantic and graph models. Additionally, the limitations of existing methods are identified, in particular, the popularity of the use of static features and poor generalization ability in a constant dynamic flow of information. The author proposes his own architecture of a multimodal model that combines style classification, AI text detection and a fact-checking module, supported by the search for relevant evidence through the RAG mechanism. The results of experiments on a test set of 1660 examples showed that the model achieves a high Recall indicator (84.6 %), while maintaining an acceptable balance of accuracy (Accuracy – 78.6 %, Precision – 74.4 %, F1 – 80.8 %). The obtained results indicate sufficient effectiveness of multi-task learning in truth-checking systems. This allows for effective detection of fake news from various sources, albeit with a certain number of false positives, but the balance between high Recall and lower Precision is justified, since the system is focused on reducing the possibility of missing fake news. The proposed model is suitable for use in real-world monitoring of the information space, in particular in the context of countering information threats. The effectiveness of the model is explained by the combination of several independent features (style, origin, factuality) and a flexible signal integration system. In addition, the use of the RAG mechanism provides an additional level of interpretability of the results obtained with reference to external sources. It can be used in online platforms with a large number of unstructured messages. The approach can be expanded with multimedia analysis and adapted for another specific language environment.

Key words: *fact-checking, artificial intelligence, fake news, RAG, multimodal model, transformers, claim verification, disinformation.*

1. Вступ. Сьогоднішній інформаційний простір показує неймовірне зростання масштабів маніпуляцій, фейкових новин і цілеспрямованої дезінформації. Особливо яскраво це можна побачити на двох прикладах: нова адміністрація Білого дому займається маніпуляцією окремо взятими фактами для зміни картини ситуації чи розповсюджує фейки про опонентів для виправдання своїх необачних кроків, та другий приклад – це гібридна війна, яку Російська Федерація веде не лише на полі бою, а і у цифровому середовищі. Соціальні платформи, такі як Telegram, TikTok та X (Twitter), стали неперевершеними інструментами інформаційного впливу, де поширення завідомо фальшивого чи

«перекрученого» контенту дає можливість створити іншу картинку дійсності у частини населення, що не займається подвійною перевіркою джерел задля власної інформаційної гігієни.

Такі вхідні умови вказують на збільшення потреби у системах автоматизованої перевірки фактів, які в свою чергу будуть здатні реагувати та відфільтровувати інформаційні загрози такого роду. Однак серед традиційних підходів до перевірки на факти здебільшого робиться ухил на правдивість твердження, не беручи до уваги інші важливі фактори, що можуть вказувати на маніпулятивність та штучність – маркери стилістики, генерація штучним інтелектом та джерела поширення цієї інформації.

Через наведені вище причини в межах цієї роботи запропоновано багатозадачну нейромережеву архітектуру, яка під собою об'єднує наступні задачі: визначення стилю, виявлення штучно згенерованої інформації, оцінка правдивості на основі зовнішніх джерел та об'єднання різних проміжних висновків аналізу у один спільний. Даний підхід дозволяє підвищити точність перевірки тверджень на правдивість та зробити більш стійку систему до складених маніпулятивних стратегій.

Далі в роботі наведено огляди досліджень з подібними рішеннями або проблемами, що були розв'язані в процесі розробки.

У роботі [1] наведено результати використання ансамблевих методів для обробки та аналізу тексту. Автори заявляють, що класифікатор Random Forest досягає точності 99 % на текстовому датасеті ISOT, але при використанні мультимодальних даних MediaEval 2016 ефективність вже падає до позначки 94.4 %. Також невирішеним залишаються питання переходу з узагальнених даних на реальні, такі як звичні потоки новин, та використання іншого лексичного доробку. Нюансом, який є головною проблемою цієї методики є використання статичних ознак, що не беруть до уваги динаміку зміни маніпулятивних наративів, що властиві відповідним інформаційним просторам.

У дослідженні [2] описується розроблена гібридна модель Bi-GRU-Bi-LSTM з додатковим використанням FastText для правильної обробки арабської мови. Експериментально доводиться, що взаємодія трансформерів BERT та XLNet дає можливість досягати точності 98–99 % на текстових корпусах AFND. Проте залишись питання з приводу правильної інтерпретації прийнятих рішень та високої ціни у вигляді обчислюваної складності для мобільних пристроїв. Ці обмеження виникли через низьку прозорість алгоритмів, бо модель видає результат без обґрунтування того, через які семантичні зв'язки чи фактичні суперечності було визначено, що ця новина може вважатись фейковою.

У роботі [3] представлено ансамблеву модель Ensemble R-X-L, що складається з трансформерів: XLNet, ALBERT та XLM-RoBERTA. Така конфігурація трансформерів дозволила досягнути точності у 98.41 % на текстових даних з платформи Kaggle. Невирішеною залишилась проблема стійкості до контекстуальних маніпуляцій, де за граматичною перевіркою проблем виявити не виходить, але зміст складається або з часткової, або з повної дезінформації. Причиною даної проблеми є максимальна сфокусованість виключно на семантичних ознаках тексту без застосування додаткової зовнішньої фактологічної перевірки.

У дослідженні [4] наводяться результати детекції реальних фейкових новин та текстів, що були згенеровані великими мовними моделями. Ансамбль двох трасформерів RoBERTA та DeBERTA показав точність 96.65 % на власному комбінованому датасеті, також автори змогли досягнути оптимізацію своєї моделі через квантизацію. Слабким місцем цього підходу є аналіз довгих текстів та глибокий семантичний розбір на контекст події. Причиною цих проблем можна вважати обмежене вікно уваги трансформерів при обробці масивного тексту, що не дозволить зауважити логічні суперечності всередині цієї новини.

У роботі [5] показується розроблена напівкерована модель, що має в собі за основу самонавчання з механізмами інтерпретації. Описано, що використання adaptive pseudo-labeling для нерозмічених даних, дозволяє якісно розширювати базу знань, збільшуючи якість точності на 5 % в порівнянні з існуючими State-of-the-Art аналогами навіть за досить обмеженого набору анотованих прикладів. Але залишається невирішеною проблема стійкості до так званого зміщення підтвердження, коли модель підсилює невірні прогнози під час ітераційного навчання. Причиною цих проблем можна вважати відсутність зовнішнього моніторінгу псевдо-міток, який може упередити можливість сприйняття хибно класифікованих одиниць даних як істинні.

У дослідженні [6] показано результат двогілкової архітектури, що має в своїй основі семантичний аналіз BERT із зовнішніми графами знань через вирівнювання триплетів. Інтеграція фактологічних доказів дозволила досягти точності розпізнавання 88.7–89.2 % на коротких текстах з соціальних мереж. Головним невирішеним питанням залишається можливість до простого масштабування системи та її можливість використовуватись для більш вузькоспеціалізованих текстових дописів. Причиною такого питання є складність ручного проєктування графів знань та вартість процесу вирівнювання неструктурованого тексту для вилучення структурованих фактів.

У роботі [7] показано систему на основі RAG, яка досліджує правдивість інформації через інтернет пошук. Показано, що реалізація системи на базі GPT-4 Turbo досягає значень Micro-F1 на рівні 0.805 і це в свою чергу перевершило якісно налаштовану Llama-2, яка показує значення 0.759. Експерименти на бенчмарку RealTimeNews-25 показали 33 % зупинки аналізу через брак доказів, що показує обережність системи у випадках скудності джерел інформації. Головними невирішеними питаннями системи є часова чутливість та нормалізація відносності дат. Причиною є проблематичність трансформерів у коректному співставленні відносних часових виразів і конкретних точок у архівних справках.

Метою даного дослідження є розробка ефективного методу мультимодального текстового аналізу з визначенням правдивості інформації, що поєднує у собі наступні незалежні ознаки: стилістичні особливості текстової інформації, ймовірність згенерованості за допомогою інструментів ШІ та фактологічна достовірність, – і, це разом поєднується у одну інтегровану оцінку.

Такий підхід дозволить підвищити точність та надійність автоматизованої перевірки фактів в реальному часі, а також забезпечити якісну пояснюваність результатів для можливої подальшої перевірки чи використання користувачами.

Для досягнення мети було визначено наступні завдання:

1. Розробити модуль, що займається стилістичною класифікацією для виявлення характерних рис, притаманних маніпулятивному викладу інформації.
2. Створити модуль, що займається визначенням чи було згенеровано текст штучним інтелектом.
3. Реалізувати модуль, що буде проводити фактчекінг на основі трансформера з регресивною оцінкою подібності до зовнішніх фактів.
4. Результати роботи різних модулів інтегрувати в одну мета-оцінку, що показуватиме інтегрований висновок щодо достовірності повідомлення.
5. Провести навчання та тестування системи на репрезентативній добірці тверджень, що матиме в собі збалансовану добірку правдивих та дезінформативних тверджень.

2. Матеріали та методи досліджень. Об'єктом дослідження виступають інформаційні повідомлення або твердження з цифрового середовища, що можуть містити в собі маніпуляцію, фактологічну суперечність чи штучне походження.

Основною гіпотезою дослідження є те, що інтеграція трансформених ембедінгів із модулями детекції стилю, ідентифікації штучного походження тексту та фактологічної відповідності дає змогу підвищити достовірність автоматизованої верифікації та забезпечити високу пояснюваність фінального висновку.

Прийняті припущення:

- Вважається, що для кожного твердження у навчальному наборі підібрано відповідний текстовий доказ і цього достатньо для верифікації.
- Вважається, що для кожного вхідного інформаційного доробку достатньо знайти принаймні один релевантний текстовий доказ із корпусу знань.

Прийняті спрощення:

- Дослідження обмежено тільки текстовим аналізом без урахування мультимедійного контенту.
- Для пошуку доказів використовується заздалегідь індексований текстовий корпус, без пошуку в реальному часі в мережі Інтернет.
- Дати та хронологія не будуть нормалізовуватись спеціально.

Опис модулів архітектури

Архітектура запропонованої системи (рисунок 1) побудована на основі єдиного трансформерного енкодера на базі BERT та кількома спеціалізованими модулями-класифікаторами, які виконують аналіз твердження з різних аспектів. Усі ці аспекти дозволяють моделі формувати більш глибоке та багатовимірне представлення інформації на виході, інтегруючи стилістичні, семантичні та фактологічні ознаки.

1. Трансформений енкодер (Backbone)

Це спільний енкодер, що реалізовано на базі bert-base-uncased, який використовується для обробки твердження (англ. claim) або доказу (англ. evidence). З цих вхідних даних він генерує векторне представлення з використанням CLS-пулінгу [8] і, потім, ці ембендінги передають на окремі голови (модулі) для вирішення їх підзадач.

2. Style Head

Модуль, що відповідає за класифікацію стилю твердження, тобто визначає чи присутні маніпуляції, чи текст є нейтральним. Реалізований як лінійний класифікатор з SoftMax-активацією.

3. AI Detection Head

Модуль, що відповідає за розпізнавання джерела походження твердження, тобто чи написано воно людиною, чи згенеровано AI-інструментом. Архітектурно побудований аналогічно до Style Head.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

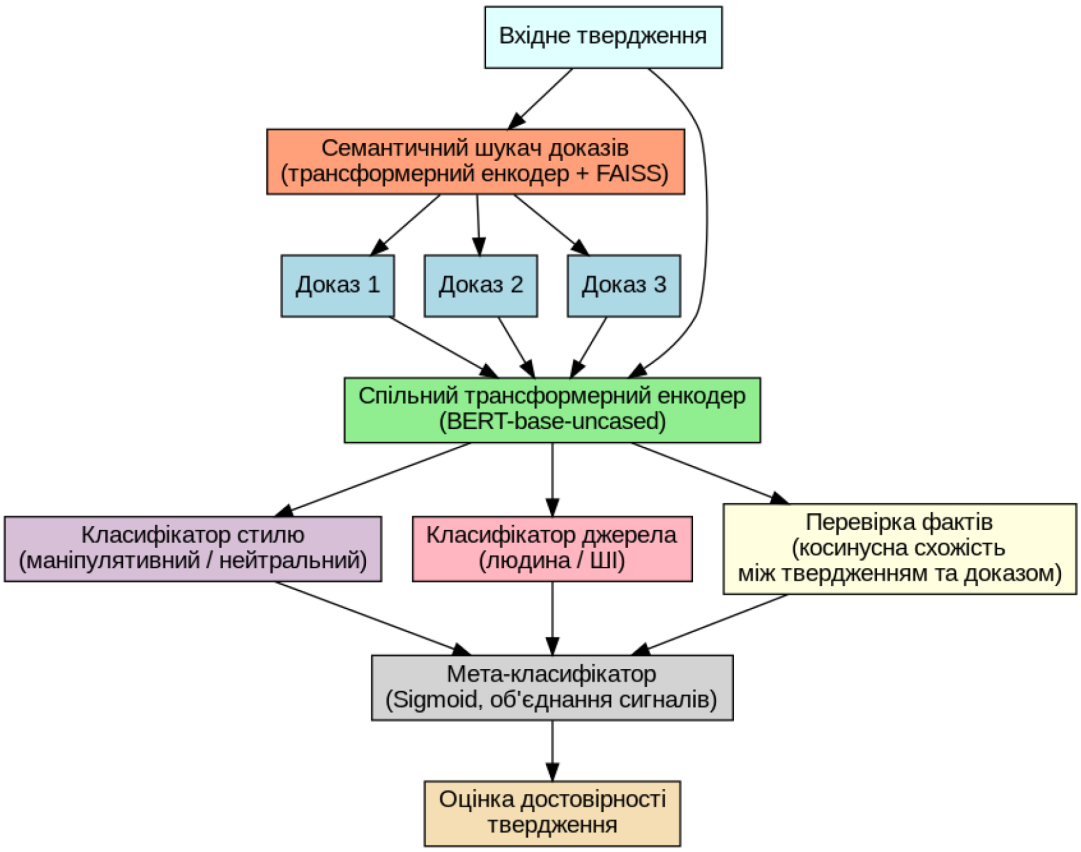

Рис. 1. Запропонована архітектура

4. Fact-Checking Head

Модуль, що відповідає за верифікацію твердження методом зіставлення векторного представлення твердження з вектором знайденого доказу. Архітектурно це виглядає як порівняння між векторними представленнями та знайденим доказом за допомогою модуля nn.CosineSimilarity. Реалізація відповідає концепції Retrieval-Augmented Geneation [9].

5. Семантичний шукач доказів (Retriever)

Модуль, що попередньо індексує фактологічний корпус і потім виконує пошук релевантних тверджень для співставлення з вхідними даними. Модуль використовує трансформений енкодер для кодування запиту і пошуку за схожим змістом тексту. Пошук проводиться з використання завчасно побудованого FAISS-індексу [10].

6. Мета-класифікатор (Meta Head)

Модуль, що інтегрує вхідні сигнали з трьох інших модулів (Style, AI Detection, Fact-Checking) для формування фінального висновку щодо правдивості твердження. Архітектурно це виглядає як зв'язна нейронна мережа з активацією Sigmoid, яка на вході отримує різні оцінки і повертає ймовірність достовірності твердження. Це архітектурне рішення має підсилювати вхідні припущення і видавати узагальнений прогноз.

Корпус даних та навчальний набір

Для навчання моделі було підготовлено корпус з 1660 прикладів (рисунок 2). Кожен запис (приклад) складався з : «claim» – твердження для перевірки, «evidence» – текстовий доказ з фактологічного корпусу та анотації для різних рівнів аналізу («style_label» – нейтральний «0» чи маніпулятивний «1» стиль, «ai_label» – людина «0» чи штучний інтелект «1», «fact_label» – хибне «0» чи правдиве «1»). Багаторівневі мітки у навчальних даних дозволили використовувати підхід багатозадачного тренування (multitask learning). Такий вид навчання дозволяє оптимізувати модель під всі задачі, що у свою чергу забезпечує узгодженість роботи різних модулів в межах цієї системи.

Додатково для кожного твердження докази брались з англомовного підкорпусу Wikipedia [11] 2023 року, який був завчасно проіндексований бібліотекою Facebook AI Similarity Search (FAISS) [10] з пласким індексом для векторного пошуку. Це забезпечує додаткову перевірку для тверджень.

```
{
  "claim": "China was a founding member of NATO in 1949",
  "evidence": "NATO was founded by Western countries. China was not a member.",
  "style_label": 1,
  "ai_label": 0,
  "fact_label": 0,
  "meta_label": 0
}
```


Рис. 2. Приклад тренувального запису

Процес навчання

Модель навчалась у багатозадачному режимі зі спільним енкодером та відокремленими модулями для кожного рівня перевірки. Для стилю твердження, його походження та збірного мета-рівня було використано крос-ентропію [12], а для перевірки на фактологічність – різниця або втрата на основі косинусної подібності [13] між векторним твердження та доказом.

Оптимізація проводилась методом AdamW [14] під час періоду 5 епох (рисунок 3), із розміром пакету – 16 і динамічним планом швидкості навчання. Гіперпараметри підбирались експериментально, беручи до уваги обмеженість вхідного корпусу прикладів.

Модель оцінювалась після кожної епохи за такими метриками: accuracy, precision, recall та F1[15]. Для вибору фінальної версії в першу чергу враховувалась F1-міра для мета-рівня, бо це є найкращим балансом між чутливістю та точністю для заключення остаточного рішення.

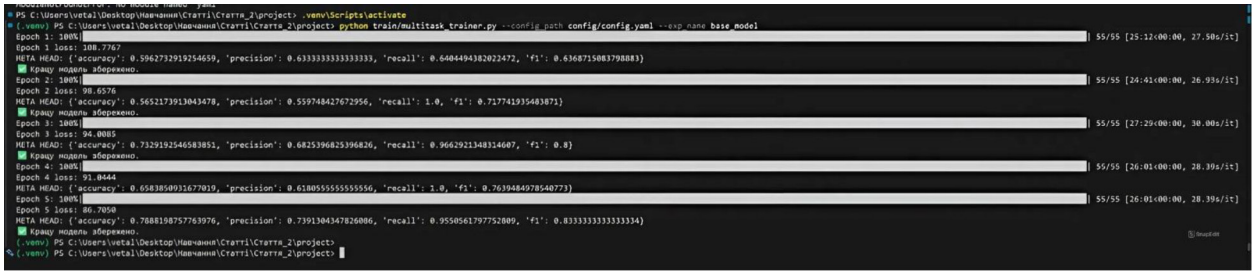

Рис. 3. Приклад навчального процесу моделі

Інструменти та середовище

- Мова програмування: Python 3.10;
- Фреймворки та бібліотеки: PyTorch, HuggingFace Transformers, FAISS, Scikit-learn, Pandas, Json, Tqdm Python, YAML, NLTK;
- Модель: bert-base-uncased;
- Оптимізатор: AdamW;
- Середовище виконання: Локальний сервер з GPU (поточний варіант заточений під NVIDIA RTX 1050TI, але можливе налаштування на іншу відеокарту);
- Формат даних (розширення):.jsonl.

3. Результати досліджень. Оцінка ефективності проводилась на тестовому наборі з 500 прикладів (рисунок 4), де було завчасно відомо статус правдивості.

Модель продемонструвала наступні результати тестування: Accuracy ~78.6 %, Precision ~74.4 %, Recall ~84.6 % та F1 ~0.808 (80.8). Каскадна архітектура моделі дає можливість виявляти більшість хибних тверджень, дотримуючись помірного рівня точності (рисунок 5). В порівнянні


```
{"claim": "Joe Biden is the oldest person to assume the U.S. presidency, at age 78", "source": "en.wikipedia.org"}
{"claim": "China was a founding member of the NATO alliance in 1949", "source": "nato.int"}
{"claim": "The United Kingdom formally exited the European Union (Brexit) in January 2020", "source": "consilium.europa.eu"}
{"claim": "Switzerland is a member of the European Union", "source": "en.wikipedia.org"}
```


Рис. 4. Приклад тестових даних

з однорівневими підходами або односкладними класифікаторами, запропонована модель демонструє досить гарну чутливість (recall), що може бути критичним для задач, де головною метою є запобігання фейкам.

Нижчий рівень Precision (~74.4 %) в порівнянні з іншими моделями можна пояснити агресивною тактикою детекції: система схильна зарахувати твердження у фейки при наявності негативного

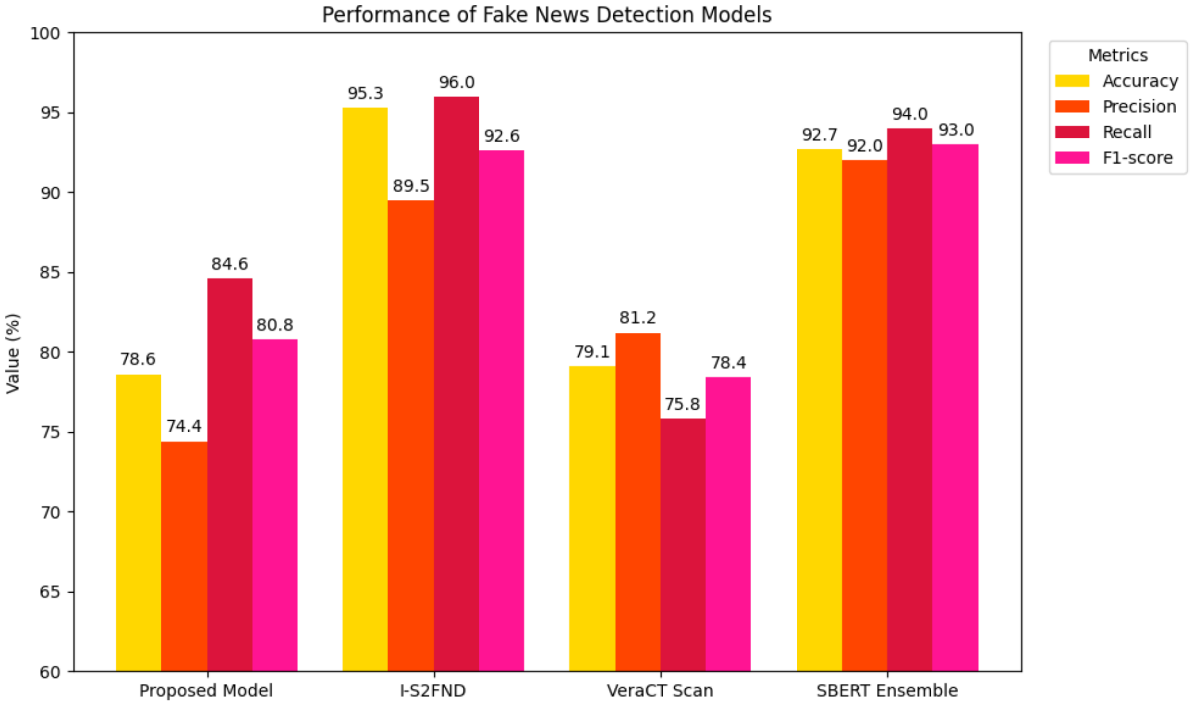

Рис. 5. Порівняння результатів тестування різних моделей

сигналу на одному з рівнів. Таке рішення зазвичай обирається для багатоступеневих систем, що орієнтовані на максимальне покриття неправдивої частини з масиву інформації. Найвище серед усіх значення Recall вказує на непогану здатність моделі знаходити приховану дезінформацію, навіть якщо інші ознаки не вказують на це. Інтегральна метрика F1 показує збалансовану якість класифікації, бо модель в цілому підтримує високий рівень правильності рішень, незважаючи на підвищену чутливість до потенційних фейків. При сценаріях, де ризик пропуску дезінформації надзвичайно важливий, такий профіль – завищений Recall та оптимальний Precision є виправданим.

Тому важливо зазначити, що каскадний класифікатор, що об'єднує в собі різні рівні аналізує, дає можливість якісніше підсилити аргументацію, а, отже, і більш впевненіше прийняти остаточне рішення з приводу правдивості вхідного твердження.

Попри зазначені вище переваги, варто розглянути та врахувати обмеження каскадної архітектури. По-перше, загальна успішність рішення значною мірою залежить від якості проходження попередніх рівнів, тобто помилка на ранньому етапі класифікації може створити ланцюгову реакцію хибних висновків на наступних етапах. По-друге, поточна версія каскадної логіки є зафіксованою, бо послідовність аналізу жорстко визначена, тобто немає можливості змінити послідовність перевірки, що позбавляє нас додаткової гнучкості та не враховує особливостей нестандартних ситуацій. По-третє, на даному етапі розробки відсутня ітеративність та темпоральність перевірки і це означає, що не враховується часовий фактор текстової добірки та не проходять цикли повторної верифікації. Ці недоліки вказують на можливі напрямки подальшого вдосконалення моделі, що мають підвищити загальну надійність представленої архітектури.

4. Висновки. Таким чином, запропонована каскадна мультимодальна модель продемонструвала достатньо високу ефективність у виявленні фейкових новин. Отримані показники (Accuracy ~78.6 %, Precision ~74.4 %, Recall ~84.6 % та F1 ~0.808) показують, що модель забезпечує достатній рівень виявлення дезинформації з оптимальним компромісом між точністю визначення та чутливістю реакції. Висока чутливість моделі до фейкової інформації є важливою перевагою для ситуацій, де пропуск поодиноких проявів дезінформації має критичні наслідки, наприклад, новинні статті медичного толку, що призводять до неякісного самолікування.

Практична цінність представленої моделі полягає у можливості пристосовувати до різних платформ, що потребують виявлення фейкової інформації, адаптованість формується в першу чергу через підбір тренувальної інформації. Модульність та простота архітектури спрощує пристосування для відповідних потреб та підвищує довіру до результату, бо кожен модуль відповідає виключно за свою частину роботи і зрозумілим чином впливає на заключний результат. Попереднє твердження вказує на гарну можливість подальшого масштабування цієї архітектури, залучення нових рівнів перевірки – наприклад, модуль темпорального аналізу, що бере до уваги актуальність фактів в момент створення інформаційного доробку, або модуль ітеративного пошуку, що переформульовує вхідну інформацію для повторного пошуку. Також можливе впровадження вагового мета-агрегатора, щоб комбінувати вихідні сигнали не за фіксованими правилами.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Дані будуть надані за обґрунтованим запитом.

Використання засобів штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок авторів. Віталій Дадиверін: огляд існуючих рішень та підходів, створення архітектури моделі та її реалізація, навчання та тестування реалізації, написання тексту статті.

Олег Бісікало: оцінка огляду літератури, пропозиції з приводу підходів до архітектури та її можливих конфігурацій, оцінка отриманих результатів тестування, внесення змін та правок у текст статті.

References:

1. Al-Alshaqi, M., et al. (2024). Ensemble Techniques for Robust Fake News Detection: Integrating Transformers, Natural Language Processing, and Machine Learning. *Sensors*. Vol. 24(18). Article № 6062. DOI: https://doi.org/10.3390/s24186062

2. Almandouh, M., et al. (2024). Ensemble based high performance deep learning models for fake news detection. *Scientific Reports*. Vol. 14. Article № 3863. DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-024-76286-0

3. Al-Ezzi, A. et al. (2022). Analysis of Deep Ensemble Transformer Model for Fake News Detection. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 107485–107498. DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3200595

4. Md. Ishraquzzaman et al. (2024). Ensemble Transformer-Based Detection of Fake and AI-Generated News. *Advances in Computational Intelligence and Systems*. Article ID 3268456. DOI: https://doi.org/10.1155/acis/3268456

5. Varshini, S. S., et al. (2023). I-S2FND: a novel interpretable self-ensembled semi-supervised model based on transformers for fake news detection. *Journal of Intelligent Information Systems*. Vol. 62. P. 233–250. DOI: https://doi.org/10.1007/s10844-023-00821-0

6. Yilun, Niu et al. (2024). VeraCT Scan: Retrieval-Augmented Fake News Detection with Justifiable Reasoning. arXiv preprint. arXiv:2404.01920. Available at: https://arxiv.org/abs/2404.01920

7. Zhao, Z., Zhou, Y., Cheng, Y. (2023). Fake News Detection Based on Knowledge-Guided Semantic Analysis. *Journal of Web Engineering*. Vol. 22(8). P. 2201–2222. DOI: https://doi.org/10.13052/jwe1540-9589.22811

8. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. P. 4171–4186.

9. Lewis, P., Perez, E., Piktus, A. et al. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 33.

10. Facebook AI Research. Faiss: A library for efficient similarity search and clustering of dense vectors. GitHub repository. 2019–2023. Retrieved from: https://github.com/facebookresearch/faiss

11. Wikimedia Foundation. Корпус англомовної Вікіпедії: повне текстове дамп-архівування статей. Wikimedia Downloads. 2023. Retrieved from: https://dumps.wikimedia.org/enwiki/latest/

12. Перехресна ентропія. Вікіпедія : вільна енциклопедія. 2023. Retrieved from: https://uk.wikipedia.org/wiki/Перехресна_ентропія

13. Косинус подібності. Вікіпедія : вільна енциклопедія.2023. Retrieved from: https://uk.wikipedia.org/wiki/Косинус_подібності. Укр

14. PyTorch Contributors.torch.optim.AdamW.PyTorch Documentation.2023.Retrieved from:https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.AdamW.html

15. Classification: Accuracy, Precision, Recall. Google Developers : Machine Learning Crash Course. – 2023. Retrieved from: https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/accuracy-precision-recall

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Dadyverin Vitalii Postgraduate Student Automation and Intelligent Information Technologies, Vinnytsia National Technical University vetaldadyverin@gmail.com ORCID: 0000-0001-5121-2263	Дадиверін Віталій Валерійович аспірант Автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет vetaldadyverin@gmail.com ORCID: 0000-0001-5121-2263
Bisikalo Oleg Dr. Sc. (Engineering), Professor, Head of the Department of Automation and Intelligent Information Technologies, Vinnytsia National Technical University obisikalo@vntu.edu.ua ORCID: 0000-0002-7607-1943	Бісікало Олег Володимирович д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри АІІТ Автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет obisikalo@vntu.edu.ua ORCID: 0000-0002-7607-1943

Дата надходження статті: 23.03.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 10.04.2026
Дата прийняття статті: 17.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.2
УДК 004.78:004.5

ДИНАМІЧНА АДАПТАЦІЯ ПРОФІЛЮ КОРИСТУВАЧА В РЕКОМЕНДАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ІНФОРМАЦІЇ ПРО ЙОГО ПОВЕДІНКУ

О. А. Золотухіна, О. Г. Чолишкіна, О. С. Іллюченко, Т. О. Лисенко

Dynamic adaptation of the user profile in a recommendation system based on analysis of information about his behavior

Oksana Zolotukhina, Olga Cholishkina, Oleksandr Illyuchenko, Taras Lysenko

Анотація

Зростання обсягів цифрового контенту та ускладнення поведінкових сценаріїв користувачів підвищують вимоги до точності й адаптивності сучасних рекомендаційних систем. У цих умовах особливого значення набувають методи динамічного оновлення профілю користувача, здатні забезпечити актуальність персоналізації в умовах змін інтересів, впливу контексту та нерівномірного характеру взаємодії з інформаційними сервісами. Проблема полягає у необхідності забезпечення адаптації таких систем до змін інтересів користувача в умовах динамічного середовища, де короткострокові вподобання швидко змінюються, а довгострокові зберігають інерційність, що ускладнює підтримання високої точності персоналізації.

Метою дослідження є розробка математичної моделі та архітектурного рішення для динамічної адаптації профілю користувача, які дозволяють ефективно поєднувати аналіз довгострокових та короткострокових інтересів з урахуванням контекстуальних факторів для підвищення точності персоналізації в рекомендаційних системах. Робота спрямована на подолання таких недоліків існуючих систем, як висока чутливість до випадкового «шуму» в діях користувачів, складність інтерпретації оновлень та нездатність своєчасно реагувати на згладжування змін у поведінкових моделях.

В роботі використовується механізм динамічного керування балансом між короткостроковими (STI) та довгостроковими (LTI) інтересами за допомогою адаптивного коефіцієнта, що дозволяє системі автоматично перемикатися на актуальні потреби користувача при різкій зміні поведінки або спиратися на стійкі звички при стабільній взаємодії.

Розроблено метод інтеграції контекстних чинників у процес оновлення профілю користувача, що забезпечує можливість підсилювати або послаблювати значущість подій залежно від зовнішніх умов (час, пристрій, місцеперебування), перетворюючи профіль на контекстно-чутливу структуру. Технологічний підхід базується на архітектурі конвеєрної обробки даних для потокового аналізу подій у режимі реального часу. Експериментальна валідація запропонованих рішень проведена шляхом тестування на датасеті MovieLens із порівняльним аналізом точності рекомендацій динамічних моделей відносно статичних. Характерною відмінністю запропонованого підходу є інтеграція контекстуальних параметрів у процес оновлення профілю, що перетворює його на контекстно-чутливу структуру, здатну адаптуватися до умов взаємодії.

Технічні випробування довели спроможність рекомендаційної системи стабільно працювати в умовах інтенсивного потоку даних, забезпечуючи швидке оновлення знань системи про людину без втрати загальної продуктивності. Практичне застосування можливе в рекомендаційних системах, що функціонують у режимі реального часу та працюють з інтенсивними потоками даних, зокрема в медіасервісах, електронній комерції та інформаційних платформах, за умови наявності засобів збору подій користувача та інфраструктури потокової обробки.

Ключові слова: *профіль користувача, рекомендаційна система, поведінкові патерни, короткострокові інтереси, довгострокові інтереси, динамічна адаптація, потокова обробка даних<i>.<\i>*

Abstract

The rapid growth of digital content volumes and the increasing complexity of user behavioral patterns have intensified the requirements for the accuracy and adaptability of modern recommender systems. Under these conditions, methods for dynamic user profile updating become particularly important, as they enable the maintenance of relevant personalization in the presence of changing interests, contextual influences, and the irregular nature of user interaction with information services. The problem lies in the need to ensure the adaptation of such systems to changes in user interests in a dynamic environment, where short-term preferences change rapidly, and long-term ones retain inertia, which makes it difficult to maintain high personalization accuracy.

The aim of the research is to develop a mathematical model and architectural solution for dynamic user profile adaptation, which allow to effectively combine the analysis of long-term and short-term interests taking into account contextual factors to increase the accuracy of personalization in recommender systems. The work is aimed at overcoming such shortcomings of existing systems as high sensitivity to random «noise» in user actions, complexity of interpreting updates and inability to respond in a timely manner to smooth changes in behavioral patterns.

The work introduces a mechanism for dynamically managing the balance between short-term (STI) and long-term (LTI) interests using an adaptive coefficient, which allows the system to automatically switch to the current needs of the user in the event of a sharp change in behavior or rely on stable habits during stable interaction.

A method for integrating contextual factors into the user profile update process has been developed, which provides the ability to enhance or weaken the significance of events depending on external conditions (time, device, location), transforming the profile into a context-sensitive structure. The technological approach is based on the architecture of pipeline data processing for streaming analysis of events in real time. Experimental validation of the proposed solutions was carried out by testing on the MovieLens dataset with a comparative analysis of the accuracy of recommendations of dynamic models relative to static ones. A characteristic difference of the proposed approach is the integration of contextual parameters into the profile update process, which turns it into a context-sensitive structure capable of adapting to interaction conditions.

Technical tests have proven the ability of the recommendation system to work stably in conditions of intensive data flow, ensuring rapid updating of the system's knowledge about a person without loss of overall performance. Practical application is possible in recommendation systems that operate in real time and work with intensive data flows, in particular in media services, e-commerce and information platforms, provided that there are means of collecting user events and a stream processing infrastructure.

Key words: *user profile, recommender system, behavioral patterns, short-term interests, long-term interests, dynamic adaptation, streaming data processing.*

1. Introduction. Over the past decade, recommender systems have ceased to be static mechanisms that respond only to a set of previous actions. At the heart of their development are models that are able to adapt to the dynamics of user behavior, take into account long-term and short-term interests, and also respond to changes in the context. The user profile is the central element of any recommender system, since it is it that determines the nature of personalization and the degree of correspondence of recommendations to individual interests. Regardless of the complexity of the algorithms or the architecture of the system, the effectiveness of prediction largely depends on how completely and correctly the user model is reflected. In modern information services, the profile takes the form of a multidimensional structure that combines both historical data and contextual signals, deep latent features and behavioral patterns [1, 5, 13]. In the most general sense, a user profile is a formalized representation of data that characterizes the preferences, interests, behavioral style, and individual patterns of user interaction with the platform. The profile acts as an intermediary between real human actions and the algorithmic logic of the system: it provides a transition from raw events (clicks, views, ratings) to structured representations suitable for analysis and prediction [13]. An important modern trend is contextual personalization, when recommendations depend on the current conditions of service use. For example, the algorithm takes into account that the user views content on a smartphone in the evening, when he has a limited attention span and prefers a short format [7, 11]. It is worth noting the dynamic formation of the user profile, which is critically important in environments with high changes in interests. Systems are moving from static models to adaptive ones, in which information about the user is constantly refined, updated, and weighted depending on the age and significance of signals [3]. Taken together, these trends demonstrate that recommender systems are no longer just tools for finding relevant content. They are transforming into complex adaptive behavioral analysis models capable of predicting changes in interests and actively adapting to user dynamics, which determines the relevance of research in the field of user profile updating.

In the scientific literature, the most common division of recommendation algorithms into three large groups is: content-oriented, collaborative, and hybrid systems [13]. Content-oriented models generate recommendations based on the characteristics of objects and user preferences. They compare new elements with those that the user previously preferred. This approach works well in areas where objects have pronounced properties, for example, in music services or book catalogs. At the same time, it is prone to the problem of excessive uniformity of recommendations due to "closure" within the framework of already known interests [5]. Collaborative filtering is based not on the properties of the content, but on the behavior of the community. The system analyzes the similarity between users or between objects, builds a matrix of interactions, and predicts which elements may be relevant. Its advantage is the ability to open new categories of content to the user. However, classical algorithms of this type depend on a sufficient amount of data, therefore they face the problems of "cold start" and matrix sparsity [1, 5]. Hybrid models combine both approaches, compensating for their shortcomings. Modern systems most often implement hybrid schemes, also integrating elements of machine learning, matrix factorization, graph methods, contextual modeling and deep neural networks [13, 15]. In any recommendation system, the profile is an information model of the user, which is constantly being refined and accumulates new interaction experience [1, 5]. The main functions of the profile include:

- preserving the current state of interests;
- generalizing behavior in the form of features;
- providing input data for recommendation algorithms;
- adapting the system to changes in user behavior;
- reconciling long-term and short-term interests.

The user profile is a key element in the functioning of the recommender system at all stages of its work. At the first stage (filtering and selection of candidates), the system determines which objects may be of interest to the user. To do this, the long-term interests accumulated in the profile are analyzed, as well as their correlation with current queries [1, 5]. The ranking stage involves determining the importance of each candidate. The algorithm assesses the degree of correspondence of the object to the user's profile, taking into account the relationships between features, latent vectors and context [15, 12]. In the future, recommender systems with real-time learning constantly refine the user model: each view, rejection or interaction changes the weights of the profile parameters. It is the ability to do such updating that allows the system to adapt to rapid changes in preferences [3]. The profile helps to maintain stable preferences formed over a long period, but also takes into account fleeting intentions. For example, the user may be temporarily interested in a certain topic, and the system must respond to this without permanently changing the global profile [15].

The effectiveness of profiling directly depends on the quality of data, its completeness and relevance. Common problems include the sparseness of interactions among new users; rapid changes in interests, which makes static models inaccurate; noise in the data caused by random or forced actions; overloading the profile with old events that no longer correspond to current interests; the difficulty of taking into account the context and dependencies between events. These difficulties have become a prerequisite for the development of adaptive methods that can not only accumulate information, but also take into account the dynamics of its changes, which is key in modern generation systems [1, 3]. In most modern services, the user profile is transformed from a simple set of data into a complex dynamic object that characterizes behavior in a wide time and contextual range. It is it that determines the quality of personalization, the ability of the system to adapt, reduce information redundancy and maintain a high level of user interaction with the platform. Thus, the profile becomes not just a structured set of characteristics, but a key link between the person and the algorithm - a central part of the recommendation generation mechanism [13, 15].

Modeling user behavior is one of the key areas of development of modern recommendation systems. Unlike classical approaches that relied on static profiles and averaged ratings, modern models take into account the dynamic nature of human interaction with the platform. User behavior changes both in short periods of time (during the day) and in long periods (months, years), which creates a need for methods that can reproduce and predict these changes. Behavioral patterns can be stable, random, or cyclical, and it is their reproduction that allows us to build accurate predictions about future actions [8]. User actions are rarely random. Often, the choice of the next element depends on the previous one, and it is precisely such dependencies that neural networks that work well with time series use [2, 4, 6, 7, 8, 11]. Many users have stable habits that manifest themselves regularly: viewing at a certain time of day, prioritizing certain genres/categories, using the service on weekends, etc. Identifying such patterns allows the system to form recommendations that are consistent with the user's habits [1, 6, 7]. Behavior is influenced by external factors: season, location, current events, educational or work schedule. Contextual behavior tends to change, so it is important to consider it when updating the profile [1]. In many cases, the user does not act in accordance with long-term interests, but under the influence of the moment, for example, searching for information for work or education creates temporary changes in behavior [6, 7]. Modern recommendation platforms are increasingly moving from static user models to adaptive mechanisms that take into account changes in behavior in the short and long term. Dynamic profile updating is becoming a key element in increasing the accuracy of personalization, as it allows the system to quickly respond to changes in interests, the effects of contextual factors, and the user's interaction with the platform [1, 5-9, 11, 12, 14].

Despite active development, most systems have a number of common shortcomings related specifically to dynamic profile updates:

– insufficient separation of short-term and long-term interests, which leads to the fact that even complex models often do not distinguish temporary action from a fundamental change in preferences;

– high sensitivity to noise effects, due to which individual random interactions can disproportionately affect the profile;

– insufficient consideration of context, which leads to the interpretation of all user actions as equally significant, although they may have different natures;

– weak interpretability of profile updates, as a result of which the user does not always understand how the recommendation is formed, and the developers - what exactly changed the model;

– problems adapting to behavior that changes smoothly rather than.

The aim of the research is to develop a mathematical model and architectural solution for dynamic user profile adaptation, which allow to effectively combine the analysis of long-term and short-term interests taking into account contextual factors to increase the accuracy of personalization in recommender systems. The work is aimed at overcoming such shortcomings of existing systems as high sensitivity to random «noise»

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

in user actions, complexity of interpreting updates and inability to respond in a timely manner to smooth changes in behavioral patterns.

2. Materials and methods. The object of the study is the process of forming and updating a user profile in recommender systems. In modern recommender systems, a user profile is considered as a formal structure that reflects his interests, behavioral patterns, current and long-term preferences. Unlike static models, dynamic profiles change over time as the user's behavior is updated, the context of his interaction changes, and new signals appear. In the most general form, a user profile can be represented as a vector in a multidimensional feature space:

$$P_t = (p_{t,1}, p_{t,2}, \ldots, p_{t,n}), \tag{1}$$

where

– P_t – user profile at a point in time t;

– $p_{t,i}$ – assessment of interest in characteristic i at time point t;

– n – total number of characteristics (topics, genres, functional categories, activity types, etc.).

Every change in user behavior generates a new event I_t, which is also represented as a vector:

$$I_t = (i_{t,1}, i_{t,2}, \ldots, i_{t,n}). \tag{2}$$

The task of the mathematical model is to determine the method of transition from the old profile P_{t-1} to new profile P_t taking into account both short-term and long-term changes. Therefore, a dynamic profile is interpreted as a system that evolves according to the rules:

$$P_t = F(P_{t-1}, I_t, \Theta_t), \tag{3}$$

where

– $F(\cdot)$ – update function,

– Θ_t – adaptation parameters (weights, coefficients, learning rate).

Short-term and long-term interests of a user have different nature and different impact: short-term interests change quickly and reflect the current context (search topics, trends, temporary needs); long-term interests evolve more slowly and correspond to stable preferences. Therefore, it is advisable to present the profile as a combination of two sub-profiles:

$$P_t = w_t \cdot P_t^{short} + (1 - w_t) \cdot P_t^{long}, \tag{4}$$

where

– P_t^{short} – short-term user profile,

– P_t^{long} – long-term user profile,

– w_t – short-term profile weight coefficient, which changes dynamically.

The weight w_t depends on how stable the user's behavior is over a certain period of time:

$$w_t = \sigma(\beta \cdot S_t), \tag{5}$$

where

– S_t – behavioral change indicator (e.g., rate of change in content categories or diversification of actions),

– β – sensitivity parameter,

– $\sigma(\cdot)$ – sigmoid function.

The intuitive assumption used in this work is the following: if the user changes interests abruptly, then S_t is large and $w_t \to 1$, in which case the system relies on the short-term profile; if the behavior is stable, then $w_t \to 0$, i.e. the long-term profile dominates.

The short-term profile models instantaneous user actions and is updated using an exponential decay scheme.:

$$P_t^{short} = (1 - \alpha) P_{t-1}^{short} + \alpha I_t. \tag{6}$$

Parameter $\alpha \in (0; 1)$ regulates the speed of «forgetting»: if $\alpha \to 1$, then the model responds quickly to new actions, with $\alpha \to 0$ the short-term profile is smoothed out. This mechanism well describes situations such as the following: short-term interest in a certain topic; intense changes in behavior; behavioral fluctuations.

The long-term profile changes more slowly:

$$P_t^{long} = (1 - \gamma) P_{t-1}^{long} + \gamma I_t, \tag{7}$$

where $\gamma \ll \alpha$. Typical values of coefficients obtained experimentally are $\alpha = 0.2 \div 0.5$, $\gamma = 0.01 \div 0.05$. This allows the system to not react too quickly to random actions, to capture stable interests, and to distinguish between short bursts of activity and real changes.

Substituting the formulas for short-term and long-term update into expression (4), we obtain:

$$P_t = w_t\left[(1-\alpha)P_{t-1}^{short} + \alpha I_t\right] + (1-w_t)\left[(1-\gamma)P_{t-1}^{long} + \gamma I_t\right]. \quad (8)$$

One of the key requirements for a dynamic profile update model is the ability not only to add new data, but also to correctly redistribute its influence relative to older information. This means that the system must mathematically determine which part of the historical interactions remains relevant, and which signals should be considered obsolete. For this, time weights are used. Let there be a sequence of user interactions with the system:

$$I = \{(v_1, t_1), (v_2, t_2), \ldots, (v_n, t_n)\}, \quad (9)$$

where

– v_i – vector of interaction features (e.g. genre of movie watched, video category, viewing duration),
– t_i – interaction time.

Each event is assigned a weighting factor:

$$w_i = e^{-\lambda(T-t_i)}, \quad (10)$$

where

– T – current time,
– λ – decay parameter, which determines the rate at which data loses relevance.

Thus, the model reduces to the problem of calculating a weighted set of interactions:

$$P(t) = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i v_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i}. \quad (11)$$

This formula provides two important properties: current behavior dominates over historical behavior (recent interactions automatically receive greater weight), and the user profile is updated smoothly (gradual reduction of the influence of old events prevents abrupt changes in recommendations when new signals appear). For recommender systems with frequent interactions (YouTube, TikTok, Spotify), the value of the parameter λ can be relatively large, as user behavior changes quickly. For systems with slow dynamics (educational platforms, professional services) – smaller, to maintain profile stability.

3. Results. User behavior in a recommendation system is not static – it depends on external conditions that determine the context of interaction. Research in the field of personalized content shows that parameters such as time of day, day of the week, access device, location or current emotional state significantly change the nature of interaction with content. Therefore, the mathematical model of profile updating should take into account the context not as an addition, but as a separate structural component that affects the result of the calculation. In general, the context is described as a vector:

$$C(t) = [c_1(t), c_2(t), \ldots, c_m(t)], \quad (12)$$

where

– $c_j(t)$ – the value of a specific context parameter at a point in time t;
– m – number of factors taken into account by the system.

Let's define typical contextual parameters with the following list of 7 components: time of day – $c_1(t)$; day of the week – $c_2(t)$; device type (mobile/PC) – $c_3(t)$; user activity (video consumption, search, viewing recommendations) – $c_4(t)$; session duration – $c_5(t)$; place of residence – $c_6(t)$; intensity of interactions – $c_7(t)$. To incorporate context into the profile update model, a contextual influence function is introduced:

$$\phi(v_i, C(t_i)) = v_i \odot g(C(t_i)), \quad (13)$$

where

– $g(C(t_i))$ – function of modifying interaction features depending on the context,
– $\odot$ – element-wise multiplication operation.

This allows to strengthen or weaken the impact of a particular interaction depending on the conditions of its implementation. For example, viewing entertainment content in the evening may have more weight than during working hours; searching for educational materials on weekdays has different semantics than on weekends. Then the final formula for determining the user profile component taking into account the context takes the form:

$$P(t)=\frac{\sum_{i=1}^{n} w_i \phi\left(v_i, C\left(t_i\right)\right)}{\sum_{i=1}^{n} w_i}. \quad (14)$$

Thus, the user profile becomes not just a reflection of his interactions, but a context-sensitive structure capable of modeling real changes in behavior.

To take into account the processes of dynamic updating of the user profile, an approach is proposed based on the concept of continuous adaptation of the recommendation model to changes in user behavior. It combines the capabilities of streaming event processing, online updating of profile parameters and distributed computing architecture, which ensures scalability and low system response time. The system architecture consists of several components operating in the pipeline data processing mode (Fig. 1).

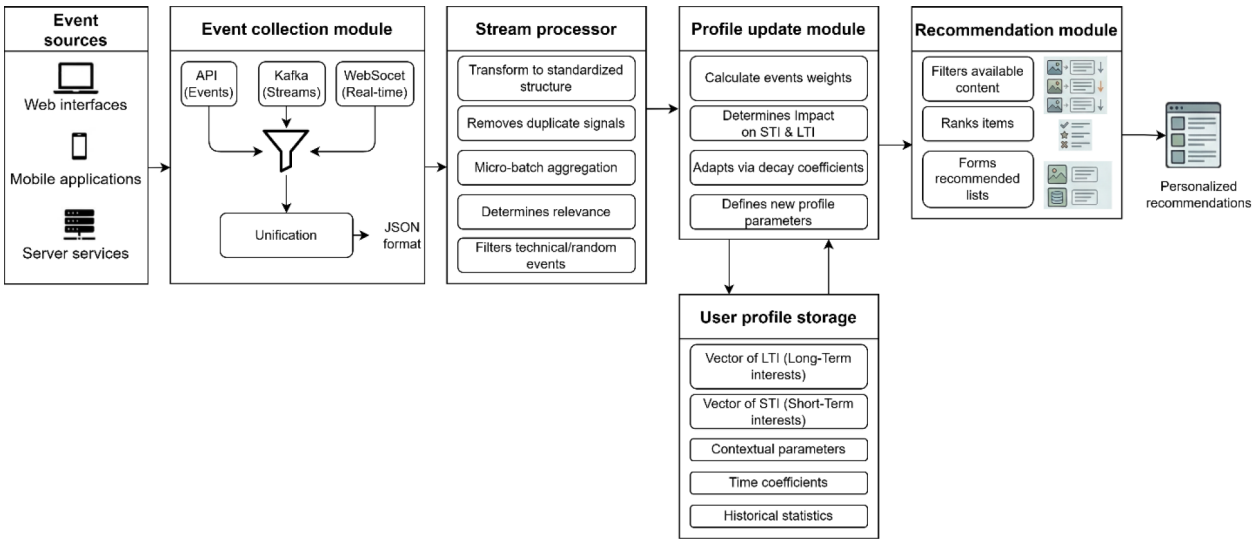

Fig. 1. Data processing pipeline architecture

The event collection module receives events from client applications (web interface, mobile applications or server services). Event collection can be implemented via HTTP-API, WebSocket connections, message queues (Kafka, RabbitMQ), server loggers. Each event has a unified form: {*user_id, item_id, event_type, timestamp, session_id, context*}.

The stream processor performs primary processing of input data: transformation of events into standardized structures; removal of duplicate signals; aggregation in microbatch; determination of event relevance; filtering of technical and random events.

The user profile repository contains a set of parameters describing user preferences: long-term interest vector (LTI); short-term interest vector (STI); contextual parameters; time coefficients; historical statistics. Storage can be organized in the form of Redis / MongoDB (for fast updates), Cassandra / Bigtable (for distributed data).

The profile update module uses the mathematical model proposed in the article. Its tasks include: calculating the weight of a new event; determining how the event affects STI and LTI; adapting the profile according to the attenuation coefficients; determining new values of the profile parameters.

The logging and monitoring module tracks the intensity of events, processing delays, accuracy of recommendations and stability of algorithms. The system generates three types of logs:

1. System logs. Contains information about the status of the main services: starting/stopping modules; error messages; rejected events.

2. Profile update logs. Recorded each time a new profile is calculated. Contains user ID, event type, weight factor, calculation time, “before” and “after” profile vector.

Example of a profile update log entry:

```
[2025-03-12 19:40:22] UPDATE user=10291 event=view weight=0.60
profile_old=[0.15,0.04,0.40,0.12,0.29]
profile_new=[0.18,0.05,0.47,0.11,0.26]
duration=8.21ms
```

3. Recommendation module performance logs – contain the number of items in the sample; average ranking time; number of errors in the sample.

The recommendation module, after each profile update, filters available content, ranks items, and generates recommended lists.

The training data for the experimental study was generated based on the open MovieLens dataset [10], which contains user interactions with objects (movies) in the form of tuples of the form ⟨user_id, item_id, rating, timestamp⟩. Based on this data, an event flow of interactions was generated, which is used to build and dynamically update the user profile. Additionally, explicit ratings were transformed into implicit behavioral signals and session sequences of interactions were generated, which allows modeling short-term and long-term user interests. An example of modeling the recommendation formation process is given below.

Example 1. Updating a profile after a "view" event and generating a recommendation.

```
<i>Incoming event: user 10291 watches a video in the «Sci-Fi» category for 35 seconds.
Profile before: [0.15, 0.04, 0.40, 0.12, 0.29]
Profile after: [0.18, 0.05, 0.47, 0.11, 0.26]
```

Recommendation formation (Table 1).

Table 1

Example of genre recommendation after profile update

Content ID	Category	Hybrid Score
552	Sci-Fi	0.91
331	Adventure	0.87
991	Fantasy	0.84

Example 2. Processing a short series of events.

```
1. View(content=204, dur=10s)
2. Click(content=409)
3. Search("sci-fi 2023 trailers")
```

To process these events, the system performs three consecutive updates. As a result, an increased weight of interest in Sci-Fi and related categories is formed. The dynamics of the change in profile weights over time is shown in Table 2.

Table 2

Dynamics of profile weight changes over time during the processing of a series of events

State	Sci-Fi	Drama	Comedy	Documentary
Initial profile	0.40	0.22	0.15	0.23
Event processing 1	0.44	0.21	0.14	0.21
Event processing 2	0.45	0.21	0.15	0.19
Event processing 3	0.49	0.20	0.13	0.18

The final test results showed a stable increase in recommendation accuracy compared to using a static profile, regardless of the type of user interests (Table 3).

Table 3

Recommendation accuracy indicators depending on profile type

User Interest Type	Static Profile	Dynamic Profile
Short-term interests	0.41	0.63
Mixed interests	0.48	0.59
New users	0.28	0.47

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Testing the throughput of the event processing module, the data of which is used to update the profile, has demonstrated the ability to process over 4500 events/s without degrading the profile structure. The average processing time of one event is on average 8.4 ms, including reading and writing, the maximum time is on average 14.7 ms in peak series. The average time of the recommendation formation process after receiving the event and updating the profile is on average 50.4 ms.

Although the results demonstrated effectiveness on the MovieLens dataset (film industry), the dynamics of interest changes in media services may differ significantly from other areas, such as educational platforms or professional services, where user behavior is more stable.

Discussion. The effectiveness of the proposed model, as demonstrated in the experiments on the MovieLens dataset, stems primarily from the balancing mechanism between STI and LTI. The increase in accuracy for new users from 0.28 to 0.47 confirms that the adaptive coefficient w_t enables the system to rapidly form a profile based on initial signals, effectively mitigating the "cold start" problem. Unlike static methods that accumulate data over long periods, the developed approach provides flexibility: upon a sharp change in the interaction vector, the S_t indicator increases, prompting the system to prioritize short-term interests.

The specific integration of context via the $\phi(v_i, C(t_i))$ function allows for the filtering of behavioral "noise". This explains the high accuracy score (0.63) for short-term interests: the system does not merely record content consumption but weighs its significance relative to time, device, and location. Such an approach renders the profile "sensitive" to situational user needs, which is critical for services with high interaction intensity. Technical metrics, specifically a throughput exceeding 4500 events/s, demonstrate that the mathematical complexity added by exponential decay does not impose a critical load on the infrastructure. This allows the solution to scale in high-load environments, provided that message queues and in-memory storage like Redis are utilized. However, the prevalence of media content in the test sample leaves open the question of the model's applicability in domains with low interest update frequencies.

4. Conclusions. The results of the study confirmed that abandoning static models in favor of flexible adaptation of user profiles allows for better content personalization. A mathematical model has been developed that allows for the separation and effective combination of short-term and long-term interests through a system of weighting coefficients and exponential decay. A feature of the model is the integration of contextual parameters (time, device, location) directly into the profile update process, which makes it sensitive to real interaction conditions. A pipeline architecture of the data processing system has been proposed, which includes modules for event collection, streaming processing, and profile update. Testing of the model on the MovieLens dataset demonstrated an increase in the accuracy of recommendations: for short-term interests, the accuracy increased from 0.41 to 0.63, and for new users - from 0.28 to 0.47 compared to static profiles. The high throughput of the system (over 4500 events/s) with an average processing time of one event of 8.4ms has been experimentally confirmed. This proves the suitability of the developed approach for use in high-load services with rapidly changing user interests. The implementation of the proposed methods allows solving the problems of "noisy" actions and blurring of long-term preferences by temporary fluctuations.

Prospects for further research. Further scientific research can be aimed at increasing the interpretability of profile updates, which will make the logic of recommendation formation more understandable for both users and developers. The development of the proposed approach may also involve the integration of deep learning methods or graph neural networks to identify more complex hidden connections in behavioral patterns.

Research limitations. Despite the experimentally confirmed positive test results, there are certain aspects that outline the limits of the application of the developed model. The fact that the conclusions are based on the analysis of user behavior within the film industry, where queries are highly dynamic, leaves open the question of how the system will behave in industries with more stable interests, for example, in professional training or scientific services. Also, the practical implementation of the model requires a powerful technological base for instant data processing. If the organization does not have tools for working with information flows in real time, the benefits of dynamic profile adaptation will be lost due to system delays. In addition, the current version of the algorithm involves the participation of specialists in the process of selecting optimal weighting factors. Creating a mechanism that would allow the system to independently and personalized select these parameters for each person is a task for future developments. It should also be taken into account that the experiment used artificially transformed data that simulates user activity. This approach, while valid for tests, may not take into account certain complex behavioral responses that occur in the real environment.

Conflict of interest. The authors declare that they have no conflict of interest regarding this research, including financial, personal, authorship, or any other nature that could influence the research and its results presented in this article.

Use of artificial intelligence. The authors confirm that they did not utilize artificial intelligence technologies in the creation of the submitted work.

Primary data and materials. The manuscript has data included as supplementary electronic material: Movielens dataset. Kaggle, URL: https://www.kaggle.com/datasets/ayushimishra2809/movielens-dataset (date of application: 10.10.2025).

Financing. The research was conducted without financial support.

Authors' contributions. Oksana Zolotukhina: conceptualization, methodology, formal analysis, writing – review & editing; Olga Cholishkina: formal analysis, validation, visualization; Oleksandr Illyuchenko: methodology, data curation, software development, conducting experiments, writing the initial draft; Taras Lysenko: resources, conducting experiments, testing software code components, validation.

REFERENCES

1. Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender systems*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3
2. Guo, K., & Zeng, G. (2023). Graph convolutional network and self-attentive for sequential recommendation. *PeerJ Computer Science, 9*, e1701. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1701
3. He, X. (2024). Graph neural networks in recommender systems. *Applied and Computational Engineering, 79*, 234–240. https://doi.org/10.54254/2755-2721/79/20241646
4. Wang, H., Li, Y., & Chen, J. (2025). Differential attentive sequential recommendation. *International Journal of High Speed Electronics and Systems*, 2540820. https://doi.org/10.1142/S0129156425408204
5. Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G. (2010). *Recommender systems*. Cambridge University Press. https://www.researchgate.net/publication/235910467_Recommender_Systems
6. Li, K., Tang, Y., Cheng, Y., Bai, Y., Zeng, Y., Wang, C., Liu, X., & Jiang, P. (2025). VQL: An end-to-end context-aware vector quantization attention for ultra-long user behavior modeling. *arXiv preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.17125
7. Kim, Y. S., Hwangbo, H., Lee, H. J., et al. (2024). Sequence aware recommenders for fashion e-commerce. *Electronic Commerce Research, 24*, 2733–2753. https://doi.org/10.1007/s10660-022-09627-8
8. Ma, L., & Liu, J. (2025). Relationship-enhanced session-based recommendation with graph neural networks. *Information Technology and Control, 54*(4), 1259–1270. https://doi.org/10.5755/j01.itc.54.4.42577
9. Moura, M. do C. de S., Silva, B. L., Sobral, M. F. F., & Ferko, G. P. da S. (2023). Sustainability and technology: Proposals and recommendations for the 2050 Amazon. *Revista de Gestão Social e Ambiental, 17*(1), e03166. https://doi.org/10.24857/rgsa.v17n1-020
10. Movielens dataset. (2025). *Kaggle*. Retrieved October 10, 2025, from https://www.kaggle.com/datasets/ayushimishra2809/movielens-dataset
11. Nedashkovskaya, N., & Androsov, D. (2025). System approach to multicriteria evaluation of session-based and sequential recommendation systems. *KPI Science News, 141*(4), 46–54. https://doi.org/10.20535/kpisn.2025.4.343329
12. Covington, P., Adams, J., & Sargin, E. (2016). Deep neural networks for YouTube recommendations. In *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys '16)* (pp. 191–198). https://doi.org/10.1145/2959100.2959190
13. Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, & P. Kantor (Eds.), *Recommender systems handbook*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1
14. Romero Meza, L., & D'Urso, G. (2024). User's dilemma: A qualitative study on the influence of Netflix recommender systems on choice overload. *Psychological Studies, 69*, 349–367. https://doi.org/10.1007/s12646-024-00807-0
15. Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y. (2020). Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM Computing Surveys, 52*(1), Article 5. https://doi.org/10.1145/3285029

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Zolotukhina Oksana Anatoliivna Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Taras Shevchenko National University of Kyiv oksana.zolotukhina@knu.ua ORCID: 0000-0002-3314-417X	Золотухіна Оксана Анатоліївна кандидат технічних наук, доцент, Київський національний університет імені Тараса Шевченка oksana.zolotukhina@knu.ua ORCID: 0000-0002-3314-417X.
Cholishkina Olga Hennadiivna Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Taras Shevchenko National University of Kyiv olha.cholyshkina@knu.ua ORCID: 0000-0002-0681-0413	Чолишкіна Ольга Геннадіївна кандидат технічних наук, доцент, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, olha.cholyshkina@knu.ua ORCID: 0000-0002-0681-0413
Illyuchenko Oleksandr Serhioivych State University of Information and Communication Technologies illuchenkoo@gmail.com ORCID: 0009-0004-6358-3378	Іллюченко Олександр Сергійович Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій illuchenkoo@gmail.com ORCID: 0009-0004-6358-3378
Lysenko Taras Oleksandrovych Turbo Stars ORCID: 0009-0003-1591-522X	Лисенко Тарас Олександрович компанія Turbo Stars ORCID: 0009-0003-1591-522X

Дата надходження статті: 27.03.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 16.04.2026
Дата прийняття статті: 23.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.3
УДК 629.735.05

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ РУХОМ БПЛА З ВИКОРИСТАННЯМ ФАЗОВИХ КООРДИНАТ

С. О. Кашкевич, Д. І. Миколюк

MATHEMATICAL MODEL OF ADAPTIVE CONTROL OF UAV MOTION USING PHASE COORDINATES

Svitlana Kashkevych, Dmytro Mykolyuk

Анотація

У статті розглянуто задачу адаптивного управління рухом безпілотного літального апарата в умовах динамічних змін зовнішнього середовища та обмежених обчислювальних ресурсів бортових систем. Проведено аналіз сучасних підходів до управління безпілотних літальних апаратів, зокрема методів ройового інтелекту, нейромережевих алгоритмів та класичних оптимізаційних підходів, що дозволило виявити їх основні переваги та обмеження з точки зору точності та обчислювальної складності.

Запропоновано підхід до побудови математичної моделі руху безпілотних літальних апаратів з використанням фазових координат, що забезпечує зменшення розмірності задачі керування без втрати інформативності опису динаміки польоту. Сформовано фазовий вектор стану, який включає швидкісні, кутові та просторові параметри руху, що дозволяє здійснювати синтез керуючих впливів на основі поточного стану системи.

Розроблено математичну модель адаптивного управління, яка базується на формуванні векторів непрямого та прямого керування з урахуванням конструктивних характеристик безпілотних літальних апаратів та зовнішніх збурень. Виконано імітаційне моделювання руху безпілотних літальних апаратів у фазових координатах, результати якого підтверджують адекватність моделі, стійкість системи керування та коректність відпрацювання заданих програмних траєкторій.

Практична реалізація запропонованого підходу здійснена в середовищі Mission Planner, що підтвердило можливість інтеграції розробленої моделі в існуючі системи автоматичного керування без суттєвого збільшення обчислювального навантаження. Отримані результати свідчать про доцільність використання фазових координат для підвищення ефективності адаптивного управління безпілотними літальними апаратами.

Ключові слова: *безпілотний літальний апарат, адаптивне управління, оптимізація, маршрутизація, фазові координати, математичне моделювання, імітаційне моделювання.*

Abstract

This article examines the problem of adaptive motion control for unmanned aerial vehicles under conditions of dynamic changes in the external environment and limited computational resources of on-board systems. An analysis of modern approaches to the control of unmanned aerial vehicles has been carried out, in particular swarm intelligence methods, neural network algorithms and classical optimisation approaches, which has made it possible to identify their main advantages and limitations in terms of accuracy and computational complexity.

An approach is proposed for constructing a mathematical model of unmanned aerial vehicle motion using phase coordinates, which reduces the dimensionality of the control problem without losing the informativeness of the flight dynamics description. A phase state vector has been formulated, which includes velocity, angular and spatial motion parameters, allowing the synthesis of control actions based on the current state of the system.

A mathematical model of adaptive control has been developed, based on the formation of indirect and direct control vectors, taking into account the design characteristics of unmanned aerial vehicles and external disturbances. Simulation modelling of the motion of unmanned aerial vehicles in phase coordinates has been carried out, the results of which confirm the adequacy of the model, the stability of the control system and the correct execution of the specified program trajectories.

The proposed approach was implemented in the Mission Planner environment, confirming that the developed model can be integrated into existing automatic control systems without significantly increasing the computational load. The results obtained demonstrate the feasibility of using phase coordinates to improve the efficiency of adaptive control of unmanned aerial vehicles.

Key words: *unmanned aerial vehicle, adaptive control, optimisation, routing, phase coordinates, mathematical modelling, simulation modelling.*

1. Вступ. Сучасні дослідження у сфері управління безпілотними літальними апаратами охоплюють широкий спектр підходів, що базуються на класичних методах теорії керування, оптимізаційних алгоритмах та інтелектуальних технологіях.

Окремим напрямком досліджень є застосування класичних методів оптимального управління, зокрема підходів, що базуються на принципі максимуму Понтрягіна та методах варіаційного числення.

У таких роботах задача управління рухом БпЛА формулюється як задача мінімізації функціоналу якості, що враховує витрати енергії, відхилення від заданої траєкторії та часові характеристики

польоту. Проте практичне застосування цих методів ускладнюється необхідністю розв'язання крайових задач для систем високої розмірності.

У дослідженнях, присвячених адаптивному управлінню, значна увага приділяється методам ідентифікації параметрів системи в режимі реального часу.

Зокрема, використовуються підходи, що базуються на рекурсивних алгоритмах оцінювання та фільтрації (наприклад, фільтр Калмана), які дозволяють враховувати невизначеність параметрів моделі. Однак інтеграція таких методів у бортові системи БпЛА потребує додаткових обчислювальних ресурсів.

Сучасні дослідження також охоплюють використання гібридних підходів, які поєднують класичні методи теорії керування з елементами машинного навчання.

У таких системах нейронні мережі використовуються для апроксимації складних нелінійностей або прогнозування стану середовища, тоді як основний контур керування реалізується на основі аналітичних моделей. Попри перспективність цього підходу, він також супроводжується підвищенням складності системи.

Таким чином, аналіз сучасних досліджень показує, що більшість підходів до управління БпЛА або мають високу обчислювальну складність, або не забезпечують достатньої точності опису динаміки руху. Це підтверджує доцільність використання фазового підходу як компромісного рішення між точністю та ефективністю.

У роботах [1–3] розглядаються питання побудови ефективних систем підтримки прийняття рішень та застосування біоінспірованих алгоритмів для задач оптимізації маршрутів, що дозволяє враховувати обмеження середовища та підвищувати ефективність використання ресурсів.

У дослідженнях [4–6] основну увагу приділено методам ройового інтелекту та колективної поведінки БпЛА.

Зокрема, розглядаються моделі децентралізованого управління, які забезпечують стійкість системи до втрати окремих агентів та дозволяють реалізувати адаптивну взаємодію в умовах невизначеності. Проте такі підходи здебільшого орієнтовані на рівень групової координації та не враховують детально динаміку руху окремого апарата.

Роботи [7–9] присвячені розвитку методів оптимізації та управління в умовах обмежених ресурсів. У них розглядаються підходи до розподілу обчислювального навантаження між бортовими та наземними системами, а також методи підвищення надійності інформаційних каналів.

Однак зазначені дослідження не враховують у повному обсязі динамічні характеристики руху БпЛА.

У працях [10–12] досліджуються нейромережеві підходи та методи обробки даних, які дозволяють підвищити точність прогнозування та адаптації систем керування.

Проте їх застосування супроводжується значним зростанням обчислювальної складності, що обмежує можливість використання в реальному часі на борту БпЛА.

Окрему групу становлять роботи [13–15], у яких розглядаються питання надійності інформаційно-керуючих систем та побудови математичних моделей складних технічних об'єктів.

У цих дослідженнях підкреслюється важливість використання формалізованих моделей, що забезпечують баланс між точністю опису та обчислювальною ефективністю.

Таким чином, аналіз літературних джерел показує, що існує протиріччя між точністю моделей управління та їх обчислювальною складністю. Це обумовлює необхідність розробки підходів, які дозволяють зменшити розмірність задачі без втрати інформативності, що і визначає актуальність використання фазових координат у задачах адаптивного управління БпЛА.

Забезпечення автономності та адаптивності БпЛА вимагає вирішення складних задач планування маршрутів та обробки масивів даних в режимі реального часу.

Звідси випливає, необхідність розробки методів, здатних враховувати динамічні зміни трафіку та мінімізувати витрати енергії [5–6]. Однак постає проблема обчислювальних ресурсів в процесі реалізації адаптивного управління.

2. Матеріали і методи. Використання фазових координат дає змогу перейти від складних моделей із надлишковою кількістю змінних до компактного представлення динаміки руху БпЛА, зосередженого на ключових параметрах: швидкості, просторовій орієнтації та положенні в земній системі координат. Такий підхід створює передумови для побудови адаптивних алгоритмів управління, здатних ефективно реагувати на зміну умов польоту без суттєвого зростання обчислювальних витрат.

З урахуванням зазначеного, у роботі як базову прийнято загальноприйняту модель управління рухом літального апарата, подану у векторній формі, на основі якої надалі здійснюється перехід до спрощеної моделі руху БпЛА з використанням фазових координат.

З теоретичної точки зору задача управління рухом БпЛА належить до класу задач керування динамічними системами, які описуються системами нелінійних диференційних рівнянь. У загальному

випадку повна модель руху літального апарата включає значну кількість змінних стану, що описують як поступальний, так і обертальний рух, а також взаємодію з зовнішнім середовищем.

Проте використання повних моделей у реальному часі є обчислювально витратним, що обмежує їх застосування в бортових системах. У зв'язку з цим широко застосовуються методи редукції моделі, які дозволяють перейти до меншої кількості змінних при збереженні основних динамічних властивостей системи.

Одним із таких підходів є використання фазових координат, що дозволяють описати стан системи у вигляді фазового вектора, який включає лише ключові параметри руху. Такий опис є зручним для побудови систем управління, оскільки дозволяє безпосередньо формувати керуючі впливи на основі поточного стану системи.

Загальноприйнята модель управління рухом літального апарата, яка в запису векторної форми виглядає як:

$$\dot{x} = f(x,u,t), \quad t \in [t_0,t_k]; \quad x(t_0) = x_0.$$

На керування БпЛА накладаються обмеження такого виду:

$$u_{\min} \le u(t) \le u_{\max}, \quad t \in [t_0, t_k].$$

Для зменшення трудомісткості розв'язання задачі вибору вектору керування $u(t)$, пропонується використовувати спрощені моделі руху БпЛА, які в загальному випадку подаються у наступному вигляді:

$$\dot{V} = f_1(V,\theta,\psi,y,u); \quad t \in [t_0,t_k];$$
$$\dot{\theta} = f_2(V,\theta,\psi,y,u);$$
$$\dot{\psi} = f_3(V,\theta,\psi,y,u).$$
$$\dot{x} = V\cos\theta\cos\psi;$$
$$\dot{y} = V\sin\theta;$$
$$\dot{z} = V\cos\theta\sin\psi.$$

Звідси $V = V(t)$ – швидкість БпЛА в момент часу $t \in [t_0, t_k]$; $\theta = \theta(t)$ та $\Psi = \Psi(t)$ – (t), $y = y(t)$, $z = z(t)$ – координати БпЛА в нормальній земній системі координат з центром в точці розташування відповідного комплексу автоматизованого контролю. При порівнянні рівнянь маємо, що фазовий вектор БпЛА складається з координат V, θ, Ψ, x, y, z.

Початкові умови для цієї системи диференційних рівнянь мають вигляд:

$$V(t_0) = V_0; \quad \theta(t_0) = \theta_0; \quad \psi(t_0) = \psi_0,$$
$$x(t_0) = x_0; \quad y(t_0) = y_0; \quad z(t_0) = z_0.$$

Формування програмного управління БпЛА пропонується проводити в два етапи: визначення вектору $u(t)$ непрямого управління БпЛА, формування вектору $\Delta(t)$ прямого управління БпЛА, що описує закони зміни положення його органів управління, які обчислюються з використанням значень вектору $u(t)$ фазових координат $V(t)$, $\theta(t)$, $\Psi(t)$, $x(t)$, $y(t)$, $z(t)$ моментних та конструктивних характеристик конкретного зразка БпЛА.

Для БпЛА з системою стабілізації вектор непрямого управління зазвичай має наступний вигляд:

$$u(t) = (P(t), \alpha(t), \beta(t), \gamma(t)),$$

де $P(t)$ – сила тяги двигунів БпЛА, $\alpha(t)$, $\beta(t)$, $\gamma(t)$ – кути атаки, ковзання і крену БпЛА в момент часу $t \in [t_0, t_k]$.

Вектор прямого управління БпЛА з класичною схемою польоту представлений як:

$$\Delta(t) = (\delta_p(t), \delta_B(t), \delta_E(t)),$$

де $\delta_p(t)$ – закон зміни положення силової установки БпЛА; $\delta_p(t)$, $\delta_B(t)$, $\delta_E(t)$ – закони відхилення рульових приладів висоти, напрямку БпЛА в момент часу $t \in [t_0, t_k]$.

Компоненти вектору пропонується обчислювати з використанням залежності такого виду:

$$\delta_P(t) = \psi_1(P(t), V(t), y(t));$$
$$\delta_B(t) = \psi_2(\alpha(t), \beta(t), \gamma(t), m, p);$$
$$\delta_H(t) = \psi_3(\alpha(t), \beta(t), \gamma(t), m, p);$$
$$\delta_E(t) = \psi_4(\alpha(t), \beta(t), \gamma(t), m, p),$$

де m – вектор моментних коефіцієнтів та їх похідних конкретного зразка БпЛА; p – вектор конструктивних характеристик.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Для спрощення методів розв'язання завдань управління льотними етапами БпЛА на вищезазначених етапах пропонується використовувати комплекс допоміжних систем координат, представлених на рис. 1.

З математичної точки зору перехід до фазових координат дозволяє розглядати рух БпЛА як еволюцію фазового вектора у фазовому просторі станів. Такий підхід є класичним у теорії динамічних систем та дозволяє використовувати апарат фазових траєкторій для аналізу поведінки системи.

Фазовий простір системи визначається множиною всіх можливих значень змінних стану, а кожна точка цього простору відповідає певному стану БпЛА. Рух апарата у часі описується фазовою траєкторією, яка є розв'язком системи диференційних рівнянь.

Важливою перевагою фазового підходу є можливість аналізу стійкості системи без необхідності повного розв'язання рівнянь руху. Зокрема, можна досліджувати поведінку системи в околі стаціонарних точок та оцінювати її реакцію на зовнішні збурення.

Крім того, фазове представлення дозволяє спростити задачу синтезу управління.

Замість безпосереднього керування координатами положення апарата, керування формується у просторі станів, що дозволяє враховувати взаємозв'язки між швидкістю, орієнтацією та положенням.

У задачах адаптивного управління це має особливе значення, оскільки зміна умов польоту відображається у зміні фазової траєкторії.

Таким чином, керування може формуватися як функція відхилення поточного стану від бажаної фазової траєкторії.

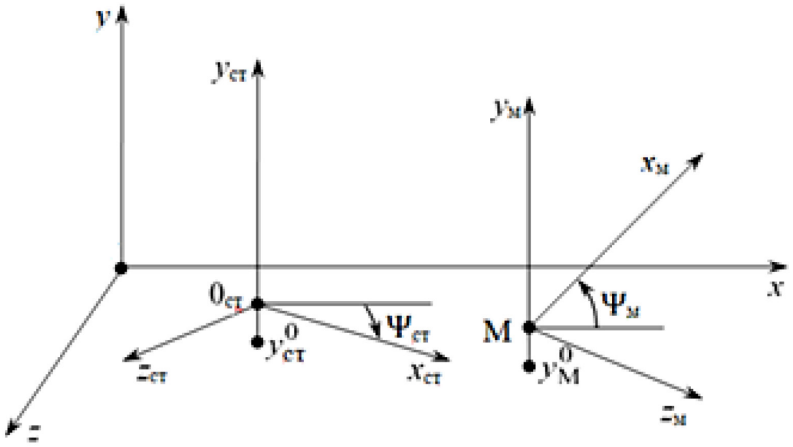

Рис. 1. Комплекс допоміжних систем координат

Імітаційне моделювання руху БпЛА виконано з використанням спрощеної математичної моделі у фазових координатах з урахуванням обмежень на керування та динамічних збурень зовнішнього середовища.

Як видно з рис. 2, запропонована модель забезпечує стійке відпрацювання заданих режимів руху в умовах дії зовнішніх збурень.

Отримані результати імітаційного моделювання підтверджують адекватність запропонованої математичної моделі адаптивного управління рухом БпЛА на основі фазових координат.

Результати свідчать про коректне відпрацювання заданих програмних траєкторій та стабільну поведінку системи керування за наявності зовнішніх збурень.

У процесі моделювання було використано фазовий опис стану БпЛА, що включає швидкісні, кутові та просторові координати, а керування формувалося у вигляді непрямого вектору, який задає закони зміни основних параметрів руху.

Такий підхід дозволив забезпечити узгодженість між програмним керуванням та кінематикою польоту без необхідності використання повних нелінійних моделей руху.

Результати симуляції демонструють, що застосування фазових координат забезпечує відпрацювання швидкісних та кутових режимів, а також плавну зміну траєкторії польоту в земній системі координат.

При цьому система керування зберігає працездатність за умов обмежень на керуючі впливи та змін параметрів зовнішнього середовища, що підтверджує її адаптивні властивості.

На рис. 3 наведено приклад польотної місії БпЛА, сформованої в середовищі Mission Planner на основі результатів імітаційного моделювання.

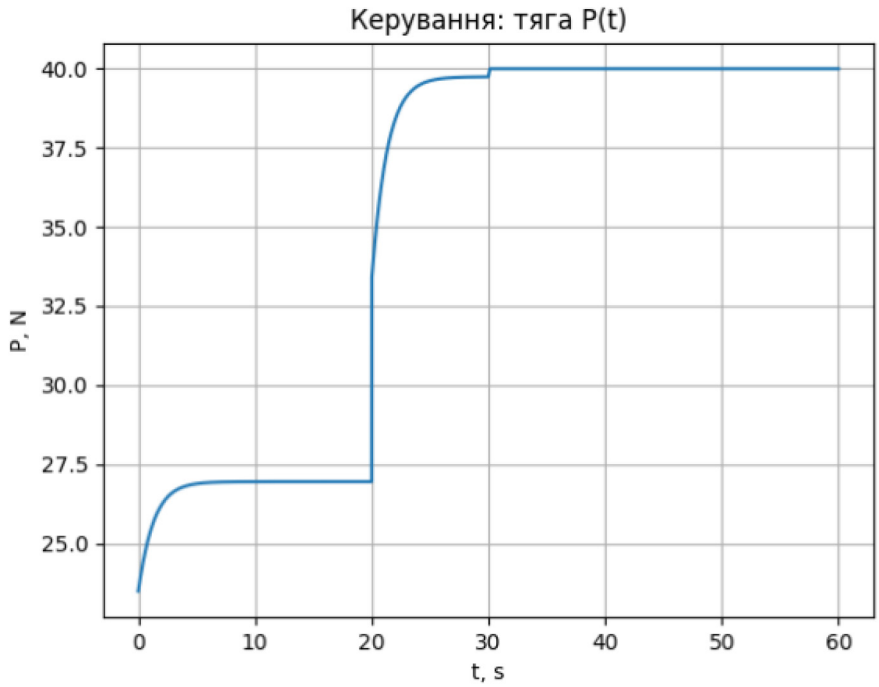

Рис. 2. Результат імітаційного моделювання

Сформована траєкторія в середовище Mission Planner відповідає програмному керуванню, отриманому в результаті імітаційного моделювання, та відображає коректний перехід між етапами зльоту, маршрутизації та повернення апарата.

Отримані результати демонструють узгодженість між математичною моделлю у фазових координатах, результатами імітаційного моделювання та прикладною реалізацією польотної місії, що свідчить про доцільність використання запропонованого підходу.

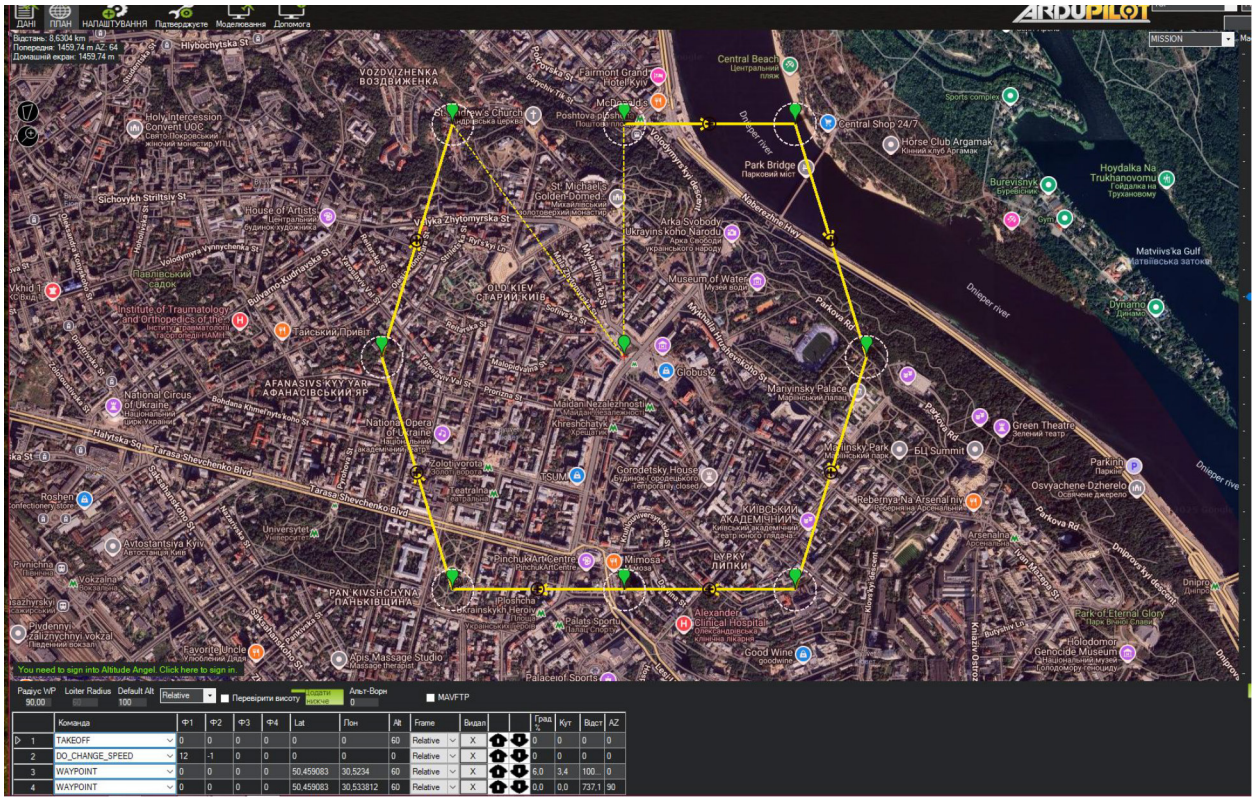

Рис. 3. Реалізація програмної траєкторії польоту БпЛА в середовищі Mission Planner

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

3. Результати і обговорення. Методологічною основою дослідження є системний підхід до аналізу та синтезу систем управління БпЛА. Було використано методи математичного моделювання динаміки руху БпЛА у фазових координатах, чисельного інтегрування диференційних рівнянь, а також імітаційного моделювання для аналізу поведінки системи керування.

У роботі розглянуто актуальну проблематику підвищення ефективності управління рухом БпЛА в умовах динамічних змін зовнішнього середовища та обмежених обчислювальних ресурсів бортових систем.

Аналіз сучасних підходів до управління БпЛА показав, що використання повних нелінійних моделей руху та інтелектуальних алгоритмів, зокрема нейромережевих і ройових методів, супроводжується значним зростанням обчислювальної складності, що обмежує їх застосування в режимі реального часу. Було запропоновано підхід який дозволяє описати стан літального апарата, зберігаючи фізичну інтерпретованість основних параметрів руху та зменшуючи розмірність задачі керування.

Використання фазового представлення створює передумови для формування програмного та адаптивного керування без перевантаження бортових обчислювальних модулів.

На основі запропонованої математичної моделі виконано імітаційне моделювання руху БпЛА, яке дозволило дослідити динаміку основних параметрів польоту, зокрема швидкісних, кутових та просторових характеристик.

Практична перевірка результатів моделювання здійснювалася шляхом формування польотної місії та її реалізації в середовищі Mission Planner, що дозволило підтвердити можливість інтеграції запропонованого підходу з існуючими автопілотами та програмними засобами планування польотів.

Таким чином, результати дослідження підтверджують доцільність використання фазових координат для побудови математичних моделей адаптивного управління рухом БпЛА.

З точки зору теорії оптимального управління отримані результати можна інтерпретувати як реалізацію квазі-оптимального керування, при якому досягається компроміс між точністю відпрацювання траєкторії та обчислювальними витратами. Використання фазових координат дозволяє зменшити розмірність задачі оптимізації, що спрощує обчислення керуючих впливів у реальному часі.

Крім того, запропонований підхід забезпечує робастність системи до зовнішніх збурень, оскільки керування формується на основі поточного стану системи, а не лише заданої програми руху. Це дозволяє компенсувати вплив невизначених факторів середовища без необхідності повного перебудування моделі.

4. Висновки. Наукова новизна полягає у розробці математичної моделі адаптивного управління рухом БпЛА на основі фазових координат, яка забезпечує зменшення обчислювальної складності процесу керування. З позицій теорії керування ефективність системи управління визначається її здатністю забезпечувати стійкість, керованість та спостережуваність у змінних умовах зовнішнього середовища. У задачах управління БпЛА ці властивості ускладнюються наявністю зовнішніх збурень, обмежень на керуючі впливи та невизначеності параметрів системи.

Використання фазових координат дозволяє представити систему у компактному вигляді, що спрощує аналіз її динаміки та синтез законів управління. При цьому адаптивність системи досягається за рахунок формування керуючих впливів на основі поточного фазового стану, що дозволяє оперативно реагувати на зміну умов польоту.

В ході дослідження було запропоновано та обґрунтовано математичну модель адаптивного управління рухом безпілотного літального апарата з використанням фазових координат. Результати імітаційного моделювання та практичної реалізації польотної місії в середовищі Mission Planner підтверджують адекватність моделі, її стійкість та придатність до використання в задачах програмного й адаптивного управління.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Дані, що підтримують результати дослідження, доступні за запитом до авторів або частково представлені у відкритих джерелах, зазначених у списку літератури.

Використання даних штучного інтелекту. Під час підготовки даної роботи технології штучного інтелекту використовувалися виключно як допоміжний інструмент для перевірки мовного оформлення тексту. Усі наукові результати, ідеї та висновки належать авторам.

Внесок авторів. Світлана Кашкевич: формування наукової ідеї дослідження, розробка математичної моделі адаптивного управління рухом БпЛА, постановка задачі, виконання теоретичних досліджень та узагальнення результатів. Дмитро Миколюк: реалізація імітаційного моделювання, програмна реалізація алгоритмів у середовищі Mission Planner, проведення експериментальних досліджень та обробка отриманих результатів.

References:

1. Kashkevich, S. (Ed.) (2025). Decision support systems: mathematical support. Kharkiv : TECHNOLOGY CENTER PC, 202. https://doi.org/10.15587/978-617-8360-13-9

2. Кашкевич С. О., Нечипорук О. П., Апенько Н. В., Брановицька І. В. (2025). Метод оптимізації маршрутів на основі поведінки змій в системах обміну даними БпЛА. *Інформаційні технології та суспільство*. № 4 (19). С. 78–82. https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.13

3. Tamer, K. A., Sova, O., Shaposhnikova, O., Yashchenok, V., Stanovska, I., Shostak, S., Rudenko, O., Petruk, S., Matsyi, O., & Kashkevich, S. (2024). Development of a solution search method using a combined bio-inspired algorithm. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. Vol. 1, No. 4 (127), pp. 6–13. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.298205

4. Таршин, В. А., Компанієць, О. М., Котляренко, С. Є., Дужий, Р. В. (2023). Розвиток методології управління роями БПЛА на основі ройового інтелекту. *Збірник наукових праць Державного науково-дослідного інституту авіації*. Вип. 19 (26). С. 109–115.

5. Компанієць, О. М., Дмитрієв, А. Г., Шмаков, В. В., Ушань, В. М. (2024). Управління роєм безпілотних літальних апаратів на полі бою методами ройового інтелекту. *Системи озброєння і військова техніка*. № 2 (78). С. 73–80. https://doi.org/10.30748/soivt.2024.78.08

6. Іваненко, Ю. В. (2023). Огляд методів керування безпілотними літальними апаратами / Ю. В. Іваненко, О. С. Ляшенко, Т. В. Філімончук. Системи управління, навігації та зв'язку. С. 26–30.

7. Yakymiak, S., Vdovytskyi, Y., Artabaiev, Y., Degtyareva, L., Vakulenko, Y., Nevhad, S., Andronov, V., Lazuta, R., Shapoval, P., & Artamonov, Y. (2023). Development of the solution search method using the population algorithm of global search optimization. *European Journal of Enterprise Technologies*, Vol. 3, No. 4 (123), pp. 39–46. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.281007

8. Polozhentsev, A. A., & Sydorenko, V. M. (2024). IT threat management method for critical information infrastructure facilities. *Science-Intensive Technologies*, 2(62), 143–153.

9. Two-Channel Precision Regulator for Electric Drive of Optical Fiber Winding Mechanism of Avionics Sensory Elements. Lysenko, O., Tachinina, O., Ponomarenko, S., Guida, O., Kutiepov, V.Lecture Notes in Networks and SystemsOpen source preview, 2025, 298–310.

10. Литвиненко, О. Є. (2022). Декомпозиційний метод обчислення вагових коефіцієнтів бінарної нейронної мережі / О. Є. Литвиненко, Д. П. Кучеров, М. М. Глибовець. *Кібернетика та системний аналіз*, Т. 58, № 6. С. 45–53.

11. Gnatyuk, S., Sydorenko, V., Polozhentsev, A., Fesenko, A., Akatayev, N., Zhilkishbayeva, G. (2020). Method of cybersecurity level determining for the critical information infrastructure of the state. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 2616. P. 332–341. Retrieved from: https://ceur-ws.org/Vol-2616/paper28.pdf

12. T. Dong and T. Huang. (2020). Neural Cryptography Based on Complex-Valued Neural Network. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 31, No. 11, 4999-5004.

13. Ластівка, О. І., Нечипорук, О. П. (2025). Дослідження ефективності модуляційних методів для забезпечення якості передачі даних в інформаційних мережах. *Технічна інженерія*. № 2 (96). С. 101–107. https://doi.org/10.26642/ten-2025-2(96)-101-107

14. Mohammed, B. A., Stanovska,I., Kashkevich, S., Lebedynskyi, A., Vakulenko, Y., Protas, N., Klyuchak, O., Lastivka, O., Semeniuk, A., Kivshar, O. (2025). Development of a methodological approach for assessing the condition of complex organizational and technical systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2/4 (134), 47–53. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2025.326468.

15. Ali Al-Ammouri. (2022). Development of a mathematical model of reliable structures of information-control systems / Ali Al-Ammouri, Iryna Lebid, Marina Dekhtiar, Ievgenii Lebid, Hasan Al-Ammori. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. Vol. 5/9, Issue (119) P. 68–78. DOI: https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.265953

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Kashkevych Svitlana Senior Lecturer in the Department of Intelligent Cybernetic Systems, Kyiv Aviation Institute 1 Lyubomyr Huzar Avenue, Kyiv, 03058 svitlana.kashkevych@npp.kai.edu.ua ORCID: 0009-0007-2406-8535	Кашкевич Світлана Олександрівна Старший викладач кафедри інтелектуальних кібернетичних систем, Київський авіаційний інститут просп. Любомира Гузара, 1, Київ, 03058 svitlana.kashkevych@npp.kai.edu.ua ORCID: 0009-0007-2406-8535
Mykolyuk Dmytro Postgraduate Student Department of Intelligent Cybernetic Systems, Kyiv Aviation Institute 1 Lyubomyr Huzar Avenue, Kyiv, 03058 6208858@stud.kai.edu.ua ORCID: 0009-0003-3998-6110	Миколюк Дмитро Іванович аспірант Кафедри інтелектуальних кібернетичних систем, Київський авіаційний інститут просп. Любомира Гузара, 1, Київ, 03058 6208858@stud.kai.edu.ua ORCID: 0009-0003-3998-6110

Дата надходження статті: 20.03.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 08.04.2026
Дата прийняття статті: 17.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.4
УДК 004.056:005.8

МЕТОД РИЗИК-ОРІЄНТОВАНОГО УПРАВЛІННЯ ЯКІСТЮ ІТ-ПРОДУКТУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ДАНИХ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ В МЕЖАХ SDLC

Ю. В. Кіш, І. М. Лях

A METHOD OF RISK-BASED QUALITY MANAGEMENT OF AN IT PRODUCT BASED ON DATA ANALYSIS AND MACHINE LEARNING WITHIN SDLC

Yurii Kish, Ihor Liakh

Анотація

Стаття присвячена розробленню методу ризик-орієнтованого управління якістю ІТ-продукту в межах життєвого циклу розробки програмного забезпечення. Об'єктом дослідження є процес забезпечення якості програмних систем за умов невизначеності та обмежених ресурсів, а проблемою, що вирішувалася, є відсутність інтегрованого механізму кількісного оцінювання, прогнозування та пріоритизації ризиків якості на основі даних SDLC. У роботі запропоновано формалізовану математичну модель, у якій ризик інтерпретується як імовірнісна характеристика дефектності програмних компонентів, а також механізм інтеграції оцінок ризику в процеси забезпечення якості у вигляді адаптивних контрольних точок і програмний прототип системи підтримки прийняття рішень. Отримані результати дозволили вирішити зазначену проблему завдяки поєднанню імовірнісного моделювання, методів машинного навчання та ризик-орієнтованої пріоритизації тестування, що забезпечує перехід від статичного контролю до data-driven управління якістю. Результати пояснюються встановленням зв'язку між метриками програмних артефактів і ймовірністю дефектів, що дає змогу ранжувати компоненти за рівнем ризику, формувати реєстр ризиків і оптимізувати розподіл ресурсів верифікації. Експериментальна апробація на відкритому наборі NASA Metrics Data Program засвідчила, що модель досягає ROC-AUC = 0,669 і PR-AUC = 0,382, а в сценарному аналізі забезпечує recall@top-k ≈ 0,38 проти ≈ 0,37 для LOC-орієнтованого підходу та ≈ 0,18 для випадкової стратегії. Практичне використання результатів доцільне в системах управління якістю програмного забезпечення, DevOps-аналітиці, середовищах CI/CD і процесах пріоритизації тестування за наявності історичних даних про метрики коду, результати перевірок, характеристики модулів і дефектність, а також обмежених ресурсів контролю.

Ключові слова: *ризик-орієнтоване управління якістю, SDLC, машинне навчання, прогнозування дефектів, DSS, метрики програмного забезпечення, data-driven.*

Abstract

The article is devoted to the development of a risk-oriented quality management method for IT products within the software development life cycle. The object of the study is the process of ensuring software quality under conditions of uncertainty and limited resources, while the problem addressed is the lack of an integrated mechanism for quantitative assessment, prediction, and prioritization of quality risks based on SDLC data. The paper proposes a formalized mathematical model in which risk is interpreted as a probabilistic characteristic of software component defectiveness, as well as a mechanism for integrating risk assessments into quality assurance processes in the form of adaptive quality gates and a decision support system prototype. The obtained results made it possible to solve the identified problem due to the combination of probabilistic modeling, machine learning methods, and risk-oriented test prioritization, which ensures the transition from static control to data-driven quality management. The results are explained by establishing relationships between software metrics and defect probability, enabling component ranking by risk level, formation of a risk register, and optimization of verification resource allocation. Experimental validation on the open NASA Metrics Data Program dataset demonstrated that the model achieves ROC-AUC = 0.669 and PR-AUC = 0.382, and in scenario analysis provides recall@top-k ≈ 0.38 compared to ≈ 0.37 for the LOC-based approach and ≈ 0.18 for random selection. Practical application of the results is advisable in software quality management systems, DevOps analytics, CI/CD environments, and test prioritization processes, provided that historical data on code metrics, testing outcomes, module characteristics, and defectiveness are available under resource constraints.

Key words: *risk-based quality management, SDLC, machine learning, defect prediction, DSS, software metrics, data-driven.*

1. Вступ. Сучасні процеси розробки програмного забезпечення характеризуються високою складністю архітектур, динамічністю вимог та інтеграцією практик безперервної доставки, що зумовлює зростання кількості ризиків, пов'язаних із якістю ІТ-продуктів на всіх етапах життєвого циклу. Традиційні підходи до забезпечення якості переважно базуються на процедурних регламентах, експертних оцінках і постфактум-контролі дефектів, що не дозволяє своєчасно ідентифікувати потенційно проблемні компоненти та оптимально розподіляти ресурси тестування. Водночас існуючі методи управління ризиками розглядають їх як окрему управлінську категорію, не пов'язану безпосередньо з кількісними метриками якості та даними SDLC, що ускладнює інтеграцію ризик-менеджменту в процеси забезпечення якості. За умов переходу до data-driven розробки та використання DevOps-практик

виникає потреба у формалізованих моделях, які дозволяють кількісно оцінювати ризики на основі фактичних даних програмних артефактів, прогнозувати їх вплив на показники якості та використовувати отримані оцінки для прийняття управлінських рішень у межах SDLC. Таким чином актуальною є наукова задача розроблення інтегрованого методу ризик-орієнтованого управління якістю IT-продукту, який поєднує математичне моделювання, машинне навчання та підтримку прийняття рішень.

У роботі [1] пропонується нейро-нечітка система оцінювання ризиків безпеки, орієнтована на етапи SDLC, де ризикові фактори перетворюються на керовані правила й нечіткі висновки для підтримки рішень у розробці. Методологічно такий підхід важливий тим, що формалізує нечіткі експертні судження (ймовірність/вплив/критичність) у вигляді моделі, яку можна навчати на даних і застосовувати як інструмент ранньої профілактики дефектів безпеки; однак типова обмеженість подібних систем полягає в залежності від якості початкових лінгвістичних змінних і правил, а також у складності переносимості між доменами та командами, коли «однакові» ризики на практиці мають різну семантику й наслідки для різних продуктів. Вимірювані результати в таких роботах зазвичай подаються як точність/узгодженість класифікації рівнів ризику або покращення коректності пріоритизації порівняно з базовими експертними шкалами; сильна сторона полягає в тому, що отримані оцінки можна інтегрувати в контрольні «quality gates» SDLC та пов'язувати з тестовими стратегіями, але слабким місцем лишається валідація на репрезентативних промислових наборах і довгострокова стабільність моделі під дрейфом вимог і загроз.

Огляд [2] систематизує техніки інтеграції безпеки в SDLC і показує, що значна частина підходів залишається фрагментованою: одні концентруються на практиках (на кшталт threat analysis, security testing), інші – на фреймворках і стандартах, при цьому авторам важливою видається кількісна оцінка ризиків у числовій шкалі для керованого розподілу ресурсів. Дослідження підкреслює, що «точність» оцінювання/пріоритизації ризиків і трудомісткості захисних активностей є системною проблемою, а перспективним шляхом названо використання AI/ML (зокрема глибокого навчання) та автоматизації, але з обов'язковою верифікацією таких рішень і застосуванням відомих чек-листів/еталонів для порівнюваності результатів. Це створює методологічний міст між ризик-менеджментом і якістю: без стандартизованих метрик та узгоджених протоколів оцінювання складно довести, що інтеграція безпеки реально покращує якість продукту, а не лише збільшує кількість «процедур» у процесі.

У доліджені [3] фокус зроблено на вимірюванні загроз і вразливостей у контексті secure SDLC, тобто на перетворенні загального «переліку ризиків» у вимірювані конструкції, які можна відстежувати під час життєвого циклу. Цінність таких робіт у тому, що вони наближають ризик-орієнтоване забезпечення якості до інженерної дисципліни: ризики перестають бути лише описовими, а стають об'єктом регулярного вимірювання (наприклад, через індикатори вразливостей, рівні експозиції, критичність компонентів, результати перевірок і тестів). Водночас у подібних підходів часто лишається невирішеним питання причинно-наслідкового зв'язку «метрика ризику → дефекти якості/відмови/інциденти»: показники вразливостей можуть зростати через кращу детекцію, а не через реальне погіршення якості, що потребує коректного дизайну експерименту й часових моделей, які відрізняють детекцію від фактичного ризику.

Автори роботи [4] розглядають дизайн, реалізацію й автоматизацію підходу до ризик-менеджменту для специфічного класу загроз («man-at-the-end»), що є прикладом практико-орієнтованого ризик-контролю з інженерною реалізацією. Значення цього напряму полягає в демонстрації того, як ризик-моделі можуть переходити у «вбудовані» механізми захисту та контрольні процедури, які реально виконуються в конвеєрі розробки/впровадження, а не існують як документація. Разом із тим, вузька спеціалізація під конкретну загрозу підсилює проблему узагальнення: підхід може бути ефективним у своєму класі, але без єдиної моделі зіставлення ризиків різної природи (безпека, надійність, продуктивність, відповідність вимогам) важко забезпечити саме управління якістю як системною властивістю продукту протягом SDLC.

Робота [5] демонструє пріоритизацію ризиків в agile-проєктах через Analytic Hierarchy Process, тобто через парні порівняння та ієрархічне зважування критеріїв. Вимірюваним результатом тут є отриманий ранжований перелік ризиків і узгоджені ваги факторів (а також, як правило, перевірка узгодженості експертних суджень), що цінно для організаційної керованості: команда отримує прозору логіку вибору «що гасити першим». Проте AHP методологічно залежить від експертності та стабільності суджень; при зміні складу команди, домену чи фази життєвого циклу ваги можуть «плисти», а сам підхід слабко використовує фактичні дані розробки (дефекти, тести, інциденти, метрики репозиторію), через що виникає розрив між пріоритизацією на папері та реальними драйверами якості, які видно в телеметрії SDLC.

У [6] дослідники запропонували модель включення «частки ризику» в оцінювання трудомісткості розробки, що зближує ризик-менеджмент і планування якості через прогнозування ресурсів та

очікуваної складності. Вимірювані результати в таких роботах зазвичай подаються через метрики точності оцінки effort (наприклад, похибка/відносна похибка/узгодженість прогнозів), і прикладна цінність полягає в тому, що ризик стає фактором, який впливає на план якості (скільки тестування, рев'ю, hardening потрібно закласти). Але залишається відкритим питання, чи «ризик-пропорція» є стабільною величиною в динамічних умовах SDLC: ризики можуть різко змінюватися через вимоги, інтеграції, залежності та зовнішні вектори атак, тому статичне вбудовування ризику в effort потребує адаптивних моделей, які оновлюються за фактичними даними виконання.

Автори [7] запропонували security testing framework, що розкладає практики безпекового тестування на всі фази процесу, підкреслюючи потребу визначати цілі, критерії оцінювання/KPI, формувати гайдлайни, генерувати звіти та забезпечувати фазу безперервного поліпшення. Важливо, що автори прямо вказують на ключове обмеження – відсутність експериментальної оцінки, і рекомендують майбутні експерименти для вимірювання ефективності та перевірки застосовності в конвеєрах (зокрема хмарних пайплайнах). Саме ця прогавина є типовою: багато фреймворків добре описують структуру процесу, але не дають вимірюваного ефекту на показники якості (defect leakage, security defect density, MTTR інцидентів, покриття тестів, вартість виправлень на пізніх фазах тощо), через що управління якістю ризик-орієнтованими практиками лишається частково декларативним.

У [8] дослідники виконали систематичний огляд і порівняння підходів «security by design» та «privacy by design», показуючи відмінності за метою (уникнення вразливостей/атак проти уникнення privacy-ризиків), засобами (організаційні й технічні заходи) та моментом у життєвому циклі, де акцент може бути раннім або наскрізним. Методологічно це важливо для ризик-орієнтованого управління якістю тим, що якість у сучасних продуктах включає не лише функціональність і надійність, а й безпеку та приватність як невід'ємні властивості, які мають різні механізми досягнення й різні критерії оцінювання. Водночас, навіть у систематичних оглядах часто не вистачає єдиної операціоналізації результатів: «by design» підходи описуються на концептуальному рівні, але слабше пов'язуються з конкретними, відтворюваними метриками впливу на якість у SDLC, що ускладнює побудову data-driven моделей ризику й доведення ефективності рішень у порівняльних експериментах.

У [9] систематичне мапування зосереджене на requirements engineering для регуляторної відповідності: автори отримали 6914 робіт (2017–2023) і звузили до 280 релевантних, класифікували виклики та практики, а також зафіксували низьку частку досліджень зі спільною участю інженерів і юристів (близько 13,6 %) та обмеженість робіт, що пов'язують RE з іншими процесними областями життєвого циклу (близько 20,7 %). Це дає чітко вимірюваний зріз незрілості поля: відповідність і пов'язані з нею ризики часто розглядаються ізольовано від решти SDLC, хоча саме міжпроцесні зв'язки (вимоги → архітектура → реалізація → тестування → експлуатація) визначають реальний ризик-профіль і якість продукту. Об'єктивною причиною такої прогалини є різна мова артефактів і стейкхолдерів (юридичні норми проти інженерних вимог), а суб'єктивною – організаційні бар'єри та відсутність інструментів, які перетворюють регуляторні вимоги на машинно-читані, перевірювані правила, що можна пов'язати з метриками якості та ризику в даних SDLC.

В [10] науковці аналізують вплив DevOps у площині IT Service Management на основі багато-кейсного підходу, тобто емпірично розглядають, як практики DevOps змінюють сервісні процеси, що напряму пов'язані з якістю в експлуатації (інциденти, зміни, відновлення, стабільність сервісу). Сильна сторона таких робіт можливість фіксувати вимірювані ефекти на операційних показниках (швидкість реакції, стабільність релізів, узгодженість змін, зниження ручних операцій за рахунок автоматизації), але типовою слабкістю є складність відокремити ефект DevOps від ефекту супутніх трансформацій (перебудова команд, зміна архітектури, модернізація моніторингу), через що причинність потребує або довших часових рядів, або квазіекспериментальних дизайнів. Для ризик-орієнтованого управління якістю важливо, що DevOps додає новий клас ризиків (швидкі зміни, dependency-ризики, конфігураційні помилки) і одночасно створює нові джерела даних (пайплайни, логи, моніторинг), які можуть бути основою для ML-оцінювання ризику та прогнозу якості в режимі near-real-time.

Узагальнюючи критично, у розглянутих джерелах чітко простежується два невирішені ядра. Перше – нестача наскрізної, кількісно верифікованої моделі, яка б поєднувала ризики різної природи (безпека, відповідність, процесні ризики agile/DevOps, ризики оцінки effort) з вимірюваними показниками якості на різних фазах SDLC: частина робіт дає моделі оцінювання (нейро-нечіткі, AHP, risk-пропорції), частина – фреймворки практик, частина – мапування/огляди, але часто без єдиного мосту до метрик якості та експериментальної доказовості в порівняльних постановках. Друге – дефіцит відтворюваної емпіричної валідації й стандартизованих протоколів оцінювання: навіть там, де пропонуються повні фреймворки, автори прямо вказують на брак експериментів і потребу виміряти ефективність; в оглядах наголошується на необхідності еталонів, чек-листів і валідації AI-інтегрованих методів.

Об'єктивно ці питання лишаються невирішеними через гетерогенність даних SDLC (різні трекери, різні практики, різні домени), складність доступу до промислових датасетів з інцидентами/вразливостями, а також через дрейф загроз і вимог, який застарює моделі. Суб'єктивними причинами виступають організаційні розриви між ролями (інженери, безпекарі, юристи, ITSM), фрагментоване впровадження практик «острівцями» та прагнення описувати процеси концептуально без затрат на строгий дизайн експерименту й доведення причинності.

Систематизація локальних проблем із кожного джерела зводиться до однієї узагальненої невирішеної проблеми: у сучасних SDLC бракує інтегрованого, даними підкріпленого та експериментально верифікованого механізму, який би дозволяв кількісно оцінювати, прогнозувати й пріоритизувати ризики якості (включно з безпекою, приватністю, відповідністю, процесними та ресурсними ризиками), пов'язуючи їх із метриками якості продукту та забезпечуючи адаптацію під зміну контексту розробки. Саме з цієї невирішеної проблеми логічно випливає мета дослідження як побудова ризик-орієнтованого управління якістю на основі аналізу даних і машинного навчання в межах SDLC, де ризик розглядається не як разова експертна оцінка, а як динамічна, вимірювана й керована величина протягом життєвого циклу.

Метою статті є розроблення та експериментальна валідація формалізованої математичної моделі ризик-орієнтованого управління якістю IT-продукту, інтегрованої в SDLC, що забезпечує кількісне оцінювання, прогнозування та пріоритизацію ризиків на основі аналізу даних і методів машинного навчання з подальшим використанням отриманих оцінок у системі підтримки прийняття рішень щодо оптимізації процесів забезпечення якості.

Для досягнення поставленої мети у дослідженні сформульовано такі задачі:

- розробити формалізовану математичну модель ризик-орієнтованого управління якістю, у якій ризик інтерпретується як імовірнісна характеристика дефектності програмних компонентів;
- обґрунтувати механізм інтеграції оцінок ризику в процеси забезпечення якості у вигляді адаптивних контрольних точок (quality gates) у межах SDLC;
- реалізувати програмний прототип системи підтримки прийняття рішень, що забезпечує ідентифікацію, оцінювання та пріоритизацію ризиків на основі даних;
- провести експериментальну валідацію запропонованої моделі на реальних даних та оцінити її ефективність у порівнянні з традиційними підходами до управління якістю.

2. Матеріали і методи. Об'єктом дослідження є процес управління якістю програмного забезпечення в умовах невизначеності та обмежених ресурсів, що реалізується в межах життєвого циклу розробки програмного забезпечення (SDLC).

Основною гіпотезою дослідження є припущення про те, що використання формалізованої ризик-орієнтованої моделі, яка базується на ймовірнісній оцінці дефектності програмних компонентів та застосуванні методів машинного навчання, дозволяє підвищити ефективність управління якістю за рахунок оптимізації процесів тестування та пріоритизації ресурсів.

У роботі прийнято такі припущення: вхідні дані про дефекти та характеристики програмних компонентів є репрезентативними та достатніми для побудови моделі; процеси виникнення дефектів можуть бути описані статистично; залежності між ознаками та ймовірністю дефектів є такими, що можуть бути апроксимовані сучасними методами машинного навчання.

У роботі використано такі спрощення: вплив зовнішніх організаційних факторів (людський фактор, зміни вимог у реальному часі) не враховується безпосередньо; модель розглядається в дискретному часовому представленні; оцінювання ефективності здійснюється на основі доступних історичних даних без урахування повної варіативності реальних проєктів.

У межах дослідження запропоновано формалізовану математичну модель ризик-орієнтованого управління якістю IT-продукту, інтегровану в SDLC, яка розглядає ризик як кількісну, динамічну та керовану величину, що оцінюється на основі даних програмних артефактів і використовується для прийняття управлінських рішень щодо забезпечення якості. Базовим об'єктом моделювання є множина програмних компонентів або змін $M = \{m_1, \ldots, m_n\}$, кожен з яких описується вектором ознак $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{ik})$, що включає структурні метрики коду, показники складності, історію змін та індикатори дефектності, інтерпретовані як фактори ризику. У запропонованій моделі ризик якості визначається як умовна ймовірність появи дефекту для компонента m_i за наявних значень ознак, тобто $R_i = P(y_i = 1 | x_i, \theta)$, де y_i – бінарна змінна дефектності, а θ – параметри моделі машинного навчання, що апроксимує нелінійну залежність між характеристиками програмного модуля та фактом виникнення дефекту. Таким чином ризик набуває імовірнісної інтерпретації та може використовуватись як інтегральний показник якості, що узгоджується з концепцією проактивного управління якістю у SDLC.

На відміну від традиційних експертних або статичних моделей, у запропонованому підході ризик формується на основі емпіричних даних життєвого циклу та оновлюється ітеративно в процесі

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

розробки, що забезпечує його адаптивність до змін вимог, архітектури та середовища виконання. Інтегральний індекс ризику для підмножини компонентів $S \subseteq M$ визначається як агрегована величина

$$R(S) = \frac{1}{S} \sum_{m_i \in S} R_i, \tag{1}$$

що дозволяє оцінювати ризик на рівні підсистем, релізів або фаз SDLC та використовувати його як критерій прийняття рішень щодо розподілу ресурсів тестування та верифікації. Для забезпечення керованості процесу введено порогову функцію якості Q_g, що задає умови проходження контрольної точки: компонент вважається таким, що потребує посиленого контролю, якщо $R_i > \tau$, де τ – адаптивний поріг, визначений на основі статистичних характеристик навчальної вибірки або цільових показників якості. Така постановка дозволяє формалізувати механізм quality gates у SDLC як функцію від прогнозованого ризику, що є відмінністю від практик, де контрольні точки визначаються виключно часовими або процедурними критеріями.

Для оцінювання ефективності управлінських стратегій у моделі введено функціонал очікуваної якості релізу

$$Q = 1 - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{n} w_i R_i, \tag{2}$$

де w_i – ваговий коефіцієнт критичності компонента, що відображає його вплив на системні властивості, такі як надійність або безпека. Цей показник інтерпретується як нормована міра очікуваної бездефектності системи та використовується для порівняння альтернативних сценаріїв управління якістю, зокрема ризик-орієнтованого та традиційного розподілу тестового покриття. Таким чином модель забезпечує кількісну основу для прийняття рішень, що узгоджує оцінювання ризику з метриками якості продукту.

Наукова новизна запропонованої моделі полягає у поєднанні імовірнісної оцінки ризику, отриманої з використанням методів машинного навчання, з формалізованим механізмом управління якістю у вигляді DSS, інтегрованого в SDLC, що забезпечує перехід від статичного експертного оцінювання до безперервного data-driven моніторингу та пріоритизації ризиків. Запропоновано математичне представлення quality gates як функції прогнозованого ризику та введено агрегований індекс якості, який дозволяє кількісно порівнювати сценарії управління та оцінювати ефект від концентрації ресурсів на високоризикових компонентах. На відміну від існуючих підходів, де ризик і якість розглядаються окремо, у даній моделі ризик виступає керованою змінною, безпосередньо пов'язаною з метриками якості та використовується як параметр оптимізації процесу забезпечення якості в межах життєвого циклу розробки програмного забезпечення.

3. Результати і обговорення

3.1. Розробка математичної моделі ризик-орієнтованого управління якістю. У межах дослідження запропоновано формалізовану математичну модель ризик-орієнтованого управління якістю програмного забезпечення, у якій ризик інтерпретується як ймовірність виникнення дефектів у програмних компонентах. На відміну від традиційних підходів, де ризик розглядається переважно на якісному рівні, запропонована модель забезпечує кількісне оцінювання ризику на основі даних.

Формально ризик для і-го компонента визначається як:

$$R_i = P(D_i = 1 \mid X_i), \tag{3}$$

де X_i – вектор ознак, що характеризує компонент (метрики коду, історія змін, результати тестування тощо), а D_i – бінарна змінна, що відображає наявність дефекту.

Оцінювання ймовірності здійснюється з використанням методів машинного навчання, що дозволяє враховувати складні нелінійні залежності між ознаками та дефектністю. Це забезпечує вищу точність у порівнянні з класичними евристичними або експертними підходами.

На відміну від підходів, у яких процес розробки описується на концептуальному рівні без чіткої математичної інтерпретації параметрів управління, запропоноване рішення дозволяє здійснювати кількісне оцінювання впливу ризиків на якість програмних компонентів завдяки формалізації взаємозв'язків між метриками та ймовірністю дефектів [12]. Саме ця особливість пояснює отриманий ефект підвищення керованості процесу якості, оскільки модель забезпечує обґрунтоване ранжування компонентів за рівнем ризику. У порівнянні з існуючими підходами, де ризик розглядається як допоміжна характеристика, запропонована модель інтегрує його безпосередньо у механізм прийняття рішень, що дозволяє частково усунути проблему розриву між ризик-менеджментом і якістю, визначену у вступі. Разом з тим, обмеженням є залежність точності моделі від якості вхідних даних і припущення

про стаціонарність розподілу дефектів, що може знижувати ефективність у динамічних середовищах. Подальший розвиток доцільно пов'язати з урахуванням часової динаміки ризиків і адаптивним оновленням параметрів моделі.

3.2. Інтеграція оцінок ризику в процеси забезпечення якості. На основі запропонованої моделі розроблено механізм інтеграції оцінок ризику у процеси забезпечення якості програмного забезпечення у вигляді адаптивних контрольних точок (quality gates) в межах SDLC.

На відміну від традиційних підходів, де контроль якості здійснюється за фіксованими правилами, запропонований механізм передбачає адаптивне управління на основі рівня ризику. Зокрема, для кожного етапу життєвого циклу визначається порогове значення ризику R^*, перевищення якого ініціює додаткові перевірки або тестування.

Інтеграція ризик-оцінок реалізується через:

- пріоритизацію тестових сценаріїв відповідно до значень R_i;
- динамічний розподіл ресурсів тестування;
- автоматизоване прийняття рішень щодо переходу між етапами SDLC.

Концентрація ресурсів на найбільш ризикованих компонентах дозволяє зменшити загальний рівень дефектності системи при тих самих витратах. Це стає можливим завдяки використанню кількісних оцінок ризику як керуючого параметра.

На відміну від традиційного статичного контролю якості, у якому перевірки виконуються незалежно від контексту та стану системи, запропонований підхід дозволяє динамічно блокувати або пропускати артефакти залежно від їх критичності, що відповідає концепції quality gates у безперервних конвеєрах розробки [13]. Це стає можливим завдяки інтеграції механізму оцінювання ризику з pipeline-підходом, де кожен етап завершується перевіркою умов якості. У результаті досягається зменшення накопичення дефектів на пізніх стадіях і більш ефективний розподіл ресурсів тестування, що безпосередньо закриває проблему неефективного контролю якості, визначену у вступі. Водночас обмеженням є необхідність налаштування порогових значень ризику, які можуть залежати від конкретного проєкту або домену. Недоліком також є потенційне збільшення часу виконання pipeline при жорстких умовах контролю. Подальші дослідження доцільно спрямувати на автоматичну адаптацію порогів quality gates на основі історичних даних.

3.3. Реалізація програмного прототипу системи підтримки прийняття рішень. Із метою експериментальної перевірки та валідації запропонованої математичної моделі ризик-орієнтованого управління якістю ІТ-продукту було розроблено програмний прототип системи підтримки прийняття рішень, що реалізує механізм кількісного оцінювання ризиків на основі аналізу даних життєвого циклу розробки програмного забезпечення. Програмна реалізація виконана мовою Python у середовищі VS Code та побудована відповідно до структурних елементів концептуальної моделі третього розділу дисертації, зокрема алгоритму ідентифікації, аналізу, оцінювання та пріоритизації ризиків, інтегрованого в процеси SDLC.

Архітектурно система складається з чотирьох взаємопов'язаних рівнів: рівня даних, аналітичного рівня, рівня моделювання ризику та рівня підтримки управлінських рішень (рис. 1).

На рівні даних здійснюється завантаження, валідація та попередня обробка історичних метрик програмних модулів, що відображають структурні, процесні та дефектні характеристики, які інтерпретуються як індикатори потенційного ризику якості. Передбачено автоматичне перетворення вихідних форматів у внутрішнє табличне представлення, нормалізацію ознак, обробку пропущених значень і формування вектора ознак, що відповідає формалізованій системі факторів ризику.

Аналітичний рівень реалізує формалізацію ризику як функції від набору вимірюваних параметрів, де кожному програмному компоненту або зміні ставиться у відповідність ймовірнісна оцінка виникнення дефекту, що інтерпретується як інтегральний показник ризику якості. Для цього використано методи машинного навчання, які дозволяють апроксимувати нелінійні залежності між характеристиками програмних артефактів та фактичними проявами дефектності. У межах системи передбачено можливість використання різних алгоритмів класифікації як альтернативних моделей оцінювання ризику, що забезпечує порівняльний аналіз та підвищує обґрунтованість управлінських рішень.

Рівень моделювання ризику реалізує процедуру ранжування програмних компонентів за ступенем критичності, формування реєстру ризиків та визначення пріоритетності заходів контролю якості. Результатом є впорядкований список об'єктів розробки з відповідними числовими значеннями ризику, що дозволяє інтерпретувати отримані оцінки у вигляді рекомендацій щодо спрямування ресурсів тестування, рев'ю та верифікації. Таким чином забезпечується перехід від реактивної моделі контролю дефектів до проактивного управління якістю на основі прогнозованих ризиків.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

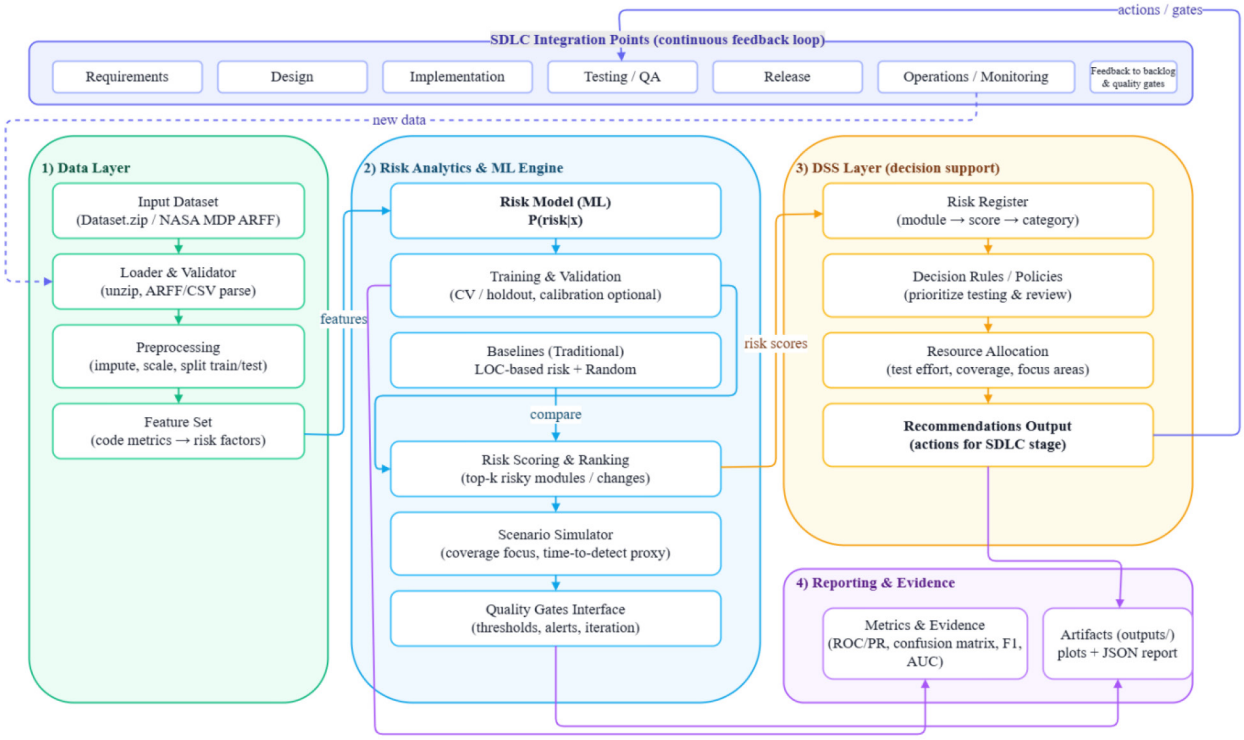

Рис. 1. Архітектура програмного прототипу системи підтримки прийняття рішень (побудовано автором)

Рівень підтримки прийняття рішень реалізує механізм сценарного моделювання, який дозволяє оцінити вплив різних стратегій управління якістю (зокрема, ризик-орієнтованого тестування, перерозподілу покриття або фокусування на критичних модулях) на очікувані показники якості. У системі передбачено формування аналітичних звітів, метрик точності прогнозування ризику та візуалізацій, що відображають структуру ризиків, значущість факторів та результати порівняльного аналізу альтернативних підходів. Генеровані графічні та числові показники забезпечують можливість інтеграції результатів у процеси моніторингу SDLC та використовуються як інструмент кількісного обґрунтування управлінських рішень.

Принцип дії програмного прототипу полягає у послідовному проходженні етапів: формування вхідного набору даних, навчання моделі оцінювання ризику, прогнозування рівня ризику для кожного програмного компонента, агрегування результатів у реєстр ризиків та генерації рекомендацій щодо пріоритизації заходів забезпечення якості. Така логіка відповідає концепції безперервного моніторингу ризиків у межах SDLC, де оцінювання ризику виконується ітеративно на основі нових даних, що надходять у процесі розробки та тестування.

Розроблений програмний засіб реалізує формалізовану математичну модель ризик-орієнтованого управління якістю у вигляді DSS-прототипу, який забезпечує автоматизовану ідентифікацію, кількісне оцінювання та пріоритизацію ризиків якості програмного забезпечення на основі даних SDLC, що створює підґрунтя для подальшої експериментальної апробації та аналізу ефективності запропонованого методу.

У якості емпіричної бази для навчання та валідації моделі використано відкритий набір даних NASA Metrics Data Program, що містить метрики програмних модулів, отримані з реальних проєктів розробки програмного забезпечення та широко застосовується в задачах прогнозування дефектності та оцінювання ризиків якості. Набір включає структурні характеристики коду (зокрема показники складності, обсягу, глибини вкладеності, кількості операторів та умовних переходів), які інтерпретуються як фактори ризику виникнення дефектів, а також цільову змінну, що відображає факт наявності дефекту в модулі. Таке представлення дозволяє формувати вектор ознак, який безпосередньо відповідає формалізованій системі індикаторів ризику та забезпечує можливість навчання імовірнісної моделі $P(y = 1 \mid x)$ на основі історичних даних. У межах програмної реалізації здійснюється автоматичне завантаження, валідація та попередня обробка даних, включаючи обробку пропущених значень, нормалізацію показників та поділ вибірки на навчальну і тестову підмножини, що забезпечує

коректність статистичного оцінювання. Використання саме цього набору даних обумовлено його репрезентативністю для задач прогнозування дефектів, наявністю стандартизованих метрик програмних модулів та можливістю порівняння отриманих результатів із відомими дослідженнями у сфері ризик-орієнтованого забезпечення якості програмного забезпечення [11].

На відміну від монолітних реалізацій, де всі функції інтегровані в єдину систему, запропонований підхід дозволяє незалежно модифікувати окремі компоненти, що відповідає сучасним принципам побудови експертних систем [14]. Це стає можливим завдяки використанню сервісно-орієнтованої архітектури та відокремлення механізму логічного виведення від сховища даних. У результаті система забезпечує більш ефективну ідентифікацію та пріоритизацію ризиків, що дозволяє зменшити інформаційне перевантаження при прийнятті рішень і підвищити точність управління якістю. Запропонований прототип закриває проблему відсутності інструментальної підтримки ризик-орієнтованого управління. Обмеженням є залежність ефективності системи від якості навчання моделі та обмежений обсяг використаних даних. Недоліком також є відсутність інтеграції з реальними CI/CD середовищами. Подальший розвиток пов'язаний із розширенням функціональності системи та інтеграцією з DevOps-інфраструктурою.

3.4. Експериментальна валідація моделі та аналіз ефективності. У ході експериментальної апробації запропонованої математичної моделі було виконано навчання моделі прогнозування ризику дефектності програмних модулів та проведено її порівняння з традиційними підходами до пріоритизації контролю якості. Отримані результати свідчать про здатність моделі адекватно розрізняти модулі з підвищеною ймовірністю дефектів та формувати обґрунтований реєстр ризиків, що підтверджується значенням площі під ROC-кривою *AUC* = 0,67, яке перевищує випадкову класифікацію та демонструє наявність стійкого прогностичного сигналу (рис. 2).

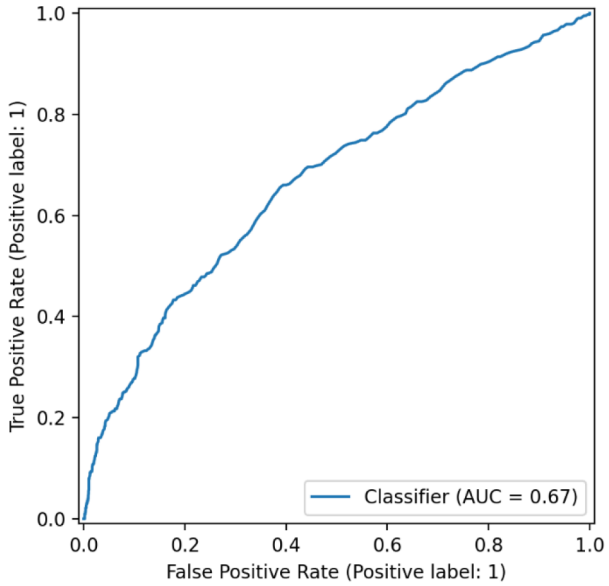

Рис. 2. ROC-крива моделі прогнозування ризику дефектності (побудовано авторським програмним забезпеченням)

З метою підтвердження конкурентоспроможності запропонованого підходу виконано порівняння з базовими моделями прогнозування дефектів, що широко застосовуються у сучасних дослідженнях (Logistic Regression, Random Forest, Linear SVM, Gaussian Naive Bayes та HistGradientBoosting). Оцінювання здійснювалося на однаковому розбитті навчальної та тестової вибірок із використанням метрик ROC-AUC, PR-AUC, F1, Precision, Recall та Accuracy. Отримані результати наведено в табл. 1. Порівняння показує, що запропонована модель забезпечує не нижчий рівень прогностичної здатності порівняно з базовими підходами, зберігаючи при цьому інтерпретованість результатів і можливість їх безпосереднього використання в DSS-контурі управління якістю та формуванні адаптивних quality gates. Збіг метрик із Random Forest пояснюється використанням його як базового класифікатора, тоді як новизна запропонованої моделі полягає в інтеграції моделі в DSS-контур SDLC.

Аналіз матриці помилок показує, що модель коректно ідентифікує більшість бездефектних модулів (1463 істинно негативних результатів), водночас виявляючи значну частку дефектних компонентів (77 істинно позитивних), що є критично важливим для задачі ризик-орієнтованого управління якістю, де

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Таблиця 1

Порівняння запропонованої моделі з базовими SOTA-моделями прогнозування дефектів

Модель	roc_auc	pr_auc	f1	precision	recall	accuracy
LogisticRegression	0.659819	0.382651	0.403425	0.334913	0.507177	0.677801
RandomForest	0.668988	0.381586	0.275	0.542254	0.184211	0.791367
LinearSVM	0.65631	0.379322	0.201161	0.525253	0.124402	0.78777
GaussianNB	0.623592	0.348285	0.257391	0.471338	0.177033	0.780576
HistGradientBoosting	0.664983	0.381317	0.230216	0.463768	0.15311	0.780062
Запропонована модель	0.668988	0.381586	0.275000	0.542254	0.184211	0.791367

пріоритетом є виявлення потенційно проблемних елементів на ранніх етапах SDLC (рис. 3). Наявність помилок другого роду (341 пропущений дефект) пояснюється дисбалансом класів у вихідному наборі даних та складністю апроксимації нелінійних залежностей між метриками коду та фактичними дефектами, однак навіть за таких умов модель забезпечує кращу селективність порівняно з базовими стратегіями.

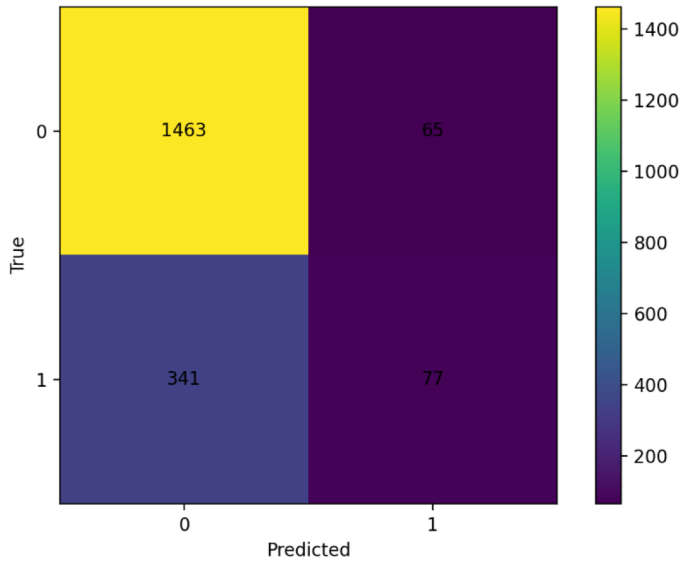

Рис. 3. Матриця помилок класифікації дефектності програмних модулів (побудовано авторським програмним забезпеченням)

Крива Precision–Recall демонструє середнє значення $AP = 0{,}38$, що є типовим для задач прогнозування дефектів із суттєвим дисбалансом класів і свідчить про здатність моделі концентрувати високий рівень точності в області малих значень recall, тобто ефективно відбирати найбільш критичні модулі для пріоритетного тестування (рис. 4). Саме така поведінка є бажаною в контексті обмежених ресурсів забезпечення якості, коли необхідно мінімізувати кількість перевірок при максимальному виявленні дефектів.

Результати ранжування модулів за прогнозованою ймовірністю ризику підтверджують можливість формування впорядкованого реєстру ризиків, що використовується DSS для пріоритизації заходів контролю якості (рис. 5). Спостерігається характерний спад імовірності ризику зі збільшенням рангу, що дозволяє виділити підмножину високоризикових компонентів і спрямувати на них основні ресурси тестування, реалізуючи принцип ризик-орієнтованого покриття.

Порівняльне моделювання сценаріїв управління якістю показало, що застосування запропонованої моделі забезпечує вищий рівень виявлення дефектів у підмножині перевірених модулів (recall @ top-k ≈ 0,38) порівняно з традиційним підходом, заснованим на обсязі коду (≈ 0,37), та суттєво перевищує випадкову стратегію (≈ 0,18), що підтверджує ефективність ризик-орієнтованої пріоритизації (рис. 6). Одночасно спостерігається зменшення медіанного часу до виявлення дефекту при використанні моделі ризику порівняно з LOC-орієнтованою стратегією, що свідчить про прискорення процесу верифікації та підвищення оперативності реагування на потенційні проблеми якості.

Результати SOTA-порівняння підтверджують, що отриманий ефект зумовлений не лише використанням конкретного алгоритму машинного навчання, а насамперед інтеграцією імовірнісної оцінки

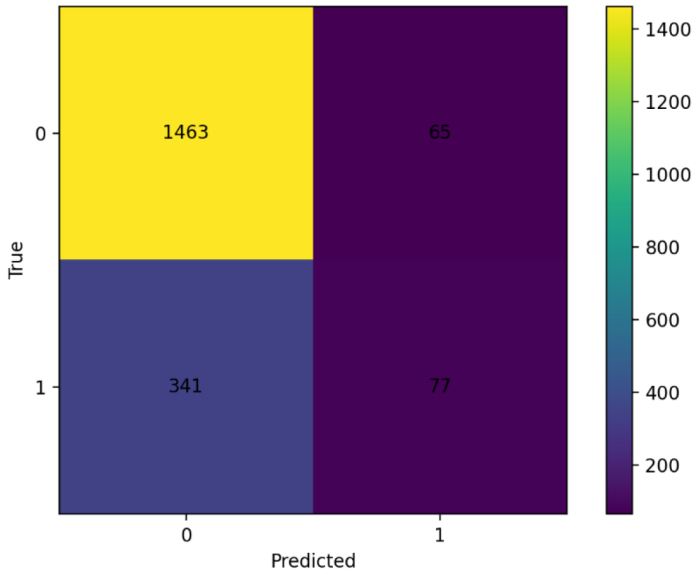

Рис. 4. Крива Precision-Recall моделі оцінювання ризику (побудовано авторським програмним забезпеченням)

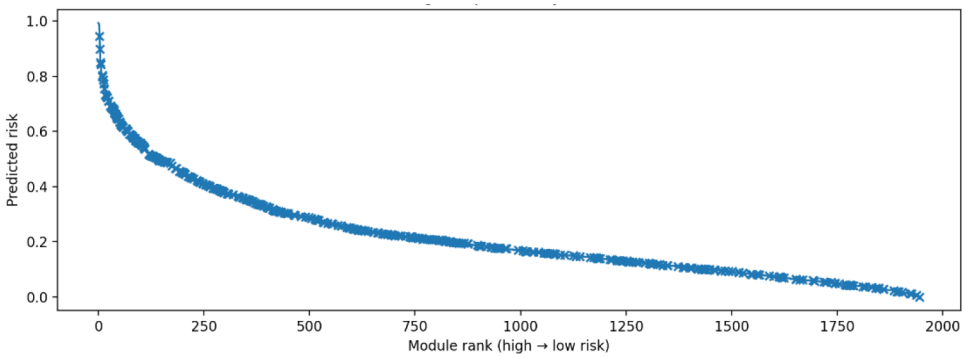

Рис. 5. Ранжування програмних модулів за прогнозованою ймовірністю ризику (побудовано авторським програмним забезпеченням)

ризику в контур управління якістю. На відміну від базових моделей, які виконують лише класифікацію дефектності, запропонований підхід забезпечує формування реєстру ризиків, підтримку сценарного аналізу та реалізацію адаптивних quality gates, що дозволяє перейти від задачі прогнозування до задачі управління якістю в межах SDLC.

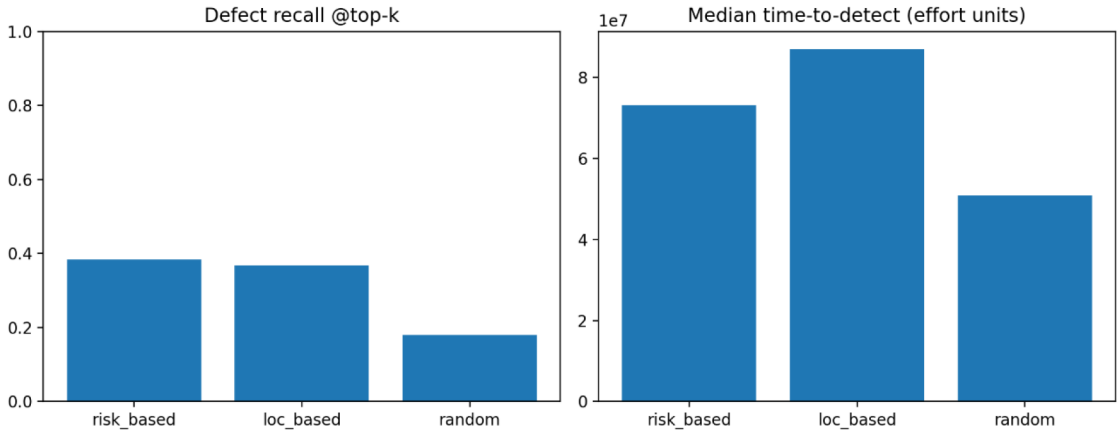

Рис. 6. Порівняння сценаріїв управління якістю: recall @ top-k та медіанний time-to-detect (побудовано авторським програмним забезпеченням)

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Аналіз важливості ознак показав, що найбільший внесок у прогноз ризику мають метрики обсягу коду та показники складності Холстеда, зокрема HALSTEAD_VOLUME, HALSTEAD_CONTENT, HALSTEAD_EFFORT, а також цикломатична та проектна складність (рис. 7). Це узгоджується з теоретичними положеннями про вплив структурної складності на ймовірність дефектів і підтверджує коректність формування вектора факторів ризику в запропонованій моделі.

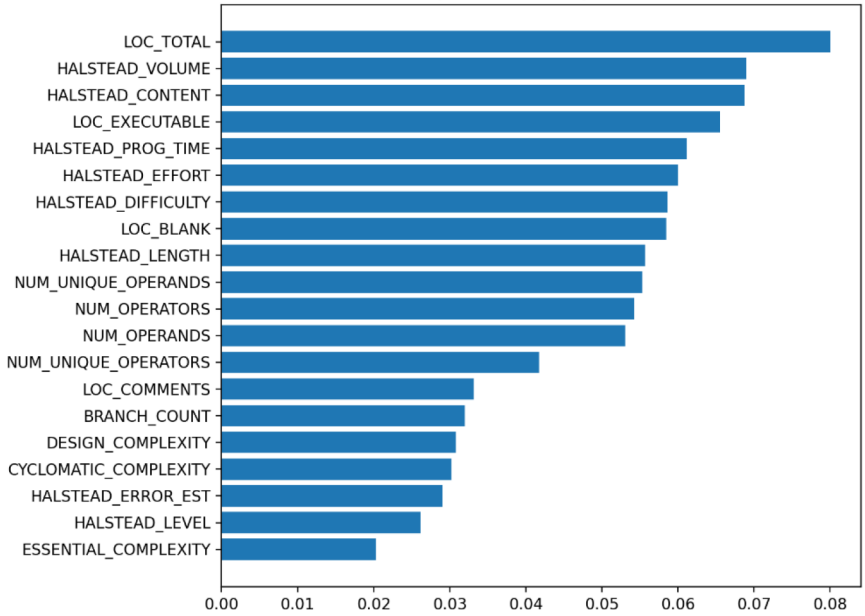

Рис. 7. Важливість ознак у моделі прогнозування ризику дефектності (побудовано авторським програмним забезпеченням)

Отримані результати підтверджують досягнення поставленої мети дослідження, а саме побудову формалізованої моделі ризик-орієнтованого управління якістю, інтегрованої в SDLC та реалізованої у вигляді DSS-прототипу, що забезпечує кількісне оцінювання ризиків, їх ранжування та підтримку управлінських рішень щодо пріоритизації тестування. Модель демонструє здатність підвищувати ефективність використання ресурсів контролю якості, скорочувати час до виявлення дефектів та формувати обґрунтований реєстр ризиків на основі даних, що свідчить про її перевагу над традиційними статичними підходами. Таким чином запропонований метод є оптимальним з точки зору поєднання імовірнісного прогнозування ризику, адаптивності до даних SDLC та можливості інтеграції у процеси безперервного моніторингу якості програмного забезпечення.

На відміну від підходів, які оцінюють якість моделей лише за класичними метриками точності, запропонований підхід враховує практичну цінність ранжування дефектних компонентів, що відповідає концепції effort-aware метрик [15]. Це дозволяє пояснити отриманий результат збільшення частки виявлених дефектів у перевіреній підмножині компонентів, оскільки система орієнтується не лише на правильність класифікації, а й на ефективність використання ресурсів. У порівнянні з традиційними підходами тестування, де перевірка виконується рівномірно або за експертною оцінкою, запропонований метод забезпечує більш раціональний розподіл зусиль, що безпосередньо закриває проблему неефективної пріоритизації. Обмеженням дослідження є використання одного набору даних, що може обмежувати узагальнення результатів. Недоліком також є відсутність аналізу впливу різних типів моделей машинного навчання. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення експериментальної бази та порівняння різних алгоритмів прогнозування.

4. Висновки. У результаті проведеного дослідження було отримано формалізовану математичну модель ризик-орієнтованого управління якістю програмних систем, у межах якої ризик інтерпретується як імовірнісна характеристика дефектності компонентів, що дозволило перейти від описових підходів до кількісного представлення процесів забезпечення якості. Особливістю запропонованої моделі є інтеграція ризику безпосередньо у механізм прийняття рішень, що забезпечує можливість ранжування компонентів за рівнем потенційної дефектності та підвищує керованість процесу розробки. Отриманий результат пояснюється встановленням аналітичних залежностей між метриками програмного забезпечення та ймовірністю виникнення дефектів, що дозволяє здійснювати обґрунтоване прогнозування та мінімізувати невизначеність при оцінюванні якості.

Інтеграція оцінок ризику в процеси забезпечення якості реалізована у вигляді адаптивних контрольних точок, що забезпечують динамічне прийняття рішень щодо переходу між етапами життєвого циклу програмного забезпечення. На відміну від традиційних підходів, у яких контроль якості має статичний характер і не враховує поточний стан системи, запропонований механізм дозволяє блокувати або пропускати артефакти залежно від їх рівня ризику, що знижує накопичення дефектів на пізніх стадіях розробки. Такий результат пояснюється використанням кількісних критеріїв прийняття рішень, які враховують прогнозовану дефектність компонентів, що забезпечує більш ефективний розподіл ресурсів тестування та підвищує результативність процесів забезпечення якості.

Розроблений програмний прототип системи підтримки прийняття рішень забезпечує ідентифікацію, оцінювання та пріоритизацію ризиків на основі даних, що дозволяє автоматизувати процеси управління якістю та зменшити залежність від експертних оцінок. Відмінною рисою реалізованого рішення є використання модульної архітектури з розділенням рівнів даних, аналітики та прийняття рішень, що забезпечує гнучкість і масштабованість системи. Отриманий результат пояснюється використанням алгоритмів машинного навчання для виявлення прихованих закономірностей у даних програмних метрик, що підвищує точність оцінювання ризиків та дозволяє формувати обґрунтовані управлінські рішення.

Експериментальна валідація запропонованої моделі показала її ефективність у порівнянні з традиційними підходами до управління якістю, зокрема у частині підвищення точності виявлення дефектних компонентів та ефективності їх пріоритизації. Встановлено, що використання ризик-орієнтованого підходу дозволяє зосередити ресурси тестування на найбільш критичних компонентах, що призводить до зменшення витрат і підвищення якості програмного продукту. Отримані результати пояснюються здатністю моделі враховувати як статистичні характеристики даних, так і практичну значущість ранжування компонентів, що забезпечує більш ефективне використання ресурсів у процесі тестування. Разом з тим, встановлено, що ефективність запропонованого підходу залежить від якості вхідних даних та обсягу навчальної вибірки, що визначає межі його застосування. Подальший розвиток дослідження доцільно пов'язати з розширенням експериментальної бази, інтеграцією моделі у реальні DevOps-процеси та удосконаленням методів адаптації параметрів у динамічних умовах.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження тайого результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Рукопис має пов'язані дані у відкритому сховищі даних.

Використання засобів штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок авторів. Юрій Кіш: концептуалізація, методологія, програмна реалізація, формальний аналіз, валідація, візуалізація, написання – оригінальний проєкт; Ігор Лях: наукове керівництво, верифікація результатів, редагування, загальне управління дослідженням.

References:

1. Olusanya, O. O., Jimoh, R. G., Misra, S., & Awotunde, J. B. (2024). A neuro-fuzzy security risk assessment system for software development life cycle. Heliyon, 10(13), e33495. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33495

2. Saeed, H., Shafi, I., Ahmad, J., Khan, A. A., Khurshaid, T., & Ashraf, I. (2025). Review of Techniques for Integrating Security in Software Development Lifecycle. Computers, Materials & Continua, 82(1), 139–172. https://doi.org/10.32604/cmc.2024.057587

3. Humayun, M., Jhanjhi, N., Fahhad Almufareh, M., & Ibrahim Khalil, M. (2022). Security Threat and Vulnerability Assessment and Measurement in Secure Software Development. Computers, Materials & Continua, 71(3), 5039–5059. https://doi.org/10.32604/cmc.2022.019289

4. Basile, C., De Sutter, B., Canavese, D., Regano, L., & Coppens, B. (2023). Design, implementation, and automation of a risk management approach for man-at-the-End software protection. Computers & Security, 132, 103321. https://doi.org/10.1016/j.cose.2023.103321

5. M, A. Z., & J, C. (2024). Prioritization of Risks in Agile Software Projects Through an Analytic Hierarchy Process Approach. Procedia Computer Science, 233, 713–722. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.260

6. Dewi, R. S., & Dharmawan, Y. S. (2024). A Proposed Model for Embedding Risk Proportion in Software Development Effort Estimation. Procedia Computer Science, 234, 1777–1784. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.185

7. Mothanna, Y., ElMedany, W., Hammad, M., Ksantini, R., & Sharif, M. S. (2024). Adopting security practices in software development process: Security testing framework for sustainable smart cities. Computers & Security, 144, 103985. https://doi.org/10.1016/j.cose.2024.103985

8. Del-Real, C., De Busser, E., & van den Berg, B. (2024). Shielding software systems: A comparison of security by design and privacy by design based on a systematic literature review. Computer Law & Security Review, 52, 105933. https://doi.org/10.1016/j.clsr.2023.105933

9. Kosenkov, O., Elahidoost, P., Gorschek, T., Fischbach, J., Mendez, D., Unterkalmsteiner, M., Fucci, D., & Mohanani, R. (2025). Systematic mapping study on requirements engineering for regulatory compliance of software systems. Information and Software Technology, 178, 107622. https://doi.org/10.1016/j.infsof.2024.107622

10. Faustino, J., Pereira, R., Mira da Silva, M., Adriano, D., & Camargo, V. (2025). The Impact of DevOps in IT Service Management. Journal of Global Information Management, 33(1), 1–49. https://doi.org/10.4018/jgim.392902

11. Software defect prediction nasa. (б. д.). Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. https://www.kaggle.com/datasets/aczy156/software-defect-prediction-nasa

12. Semenov, S., Tsukur, V., Molokanova, V., Muchacki, M., Litawa, G., Mozhaiev, M., & Petrovska, I. (2025). Mathematical Model of the Software Development Process with Hybrid Management Elements. Applied Sciences, 15(21), 11667. https://doi.org/10.3390/app152111667

13. Sabau, A.R., Hacks, S. & Steffens, A. Implementation of a continuous delivery pipeline for enterprise architecture model evolution. Softw Syst Model 20, 117–145 (2021). https://doi.org/10.1007/s10270-020-00828-z

14. Hnatushenko, V. V., Hnatushenko, Vik. V., Dorosh, N. L., Solodka, N. O., & Liashenko, O. A. (2022). Non-relational approach to developing knowledge bases of expert system prototype. Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu, (2), 112–117. https://doi.org/10.33271/nvngu/2022-2/112

15. Çarka, J., Esposito, M. & Falessi, D. On effort-aware metrics for defect prediction. Empir Software Eng 27, 152 (2022). https://doi.org/10.1007/s10664-022-10186-7

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Kish Yurii Postgraduate Student Department of Information Control Systems and Technologies Uzhhorod National University Universytets'ka St, 14, Uzhhorod, Zakarpattia Oblast, 88000 yurii_kish@protonmail.com ORCID: 0009-0000-6167-0129	Кіш Юрій аспірант Кафедра інформаційних управляючих систем та технологій Ужгородський національний університет 88000, Україна, Закарпатська обл., м. Ужгород, пл. Народна, 3 yurii_kish@protonmail.com ORCID: 0009-0000-6167-0129
Liakh Ihor Doctor of Technical Sciences, Professor Department of Informatics and Physical and Mathematical Disciplines Uzhhorod National University Universytets'ka St, 14, Uzhhorod, Zakarpattia Oblast, 88000 igor.lyah@uzhnu.edu.ua ORCID: 0000-0001-5417-9403	Лях Ігор доктор технічних наук, професор Кафедра інформатики та фізико-математичних дисциплін Ужгородський національний університет 88000, Україна, Закарпатська обл., м. Ужгород, пл. Народна, 3 igor.lyah@uzhnu.edu.ua ORCID: 0000-0001-5417-9403

Дата надходження статті: 20.03.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 03.04.2026
Дата прийняття статті: 17.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.5
УДК 004.891:004.414.2

МЕТОД СЕМАНТИЧНОЇ ПРЕФІЛЬТРАЦІЇ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ У ВИСОКОВИМІРНИХ МЕРЕЖАХ

О. А. Ковенько, Н. В. Апенько

METHOD OF SEMANTIC PREFILTERING OF CAUSAL RELATIONSHIPS IN HIGH-DIMENSIONAL NETWORKS

Oleksii Kovenko, Natalia Apenko

Анотація

Об'єктом дослідження у статті є процес виявлення причинно-наслідкових зв'язків у мережах надвисокої розмірності. Фундаментальна проблема, що розв'язується, полягає в експоненційній обчислювальній складності класичних алгоритмів структурного навчання (так зване «прокляття розмірності») та їхній неспроможності ефективно працювати в умовах недостатності або повної відсутності історичних статистичних даних (проблема «холодного старту»).

Суть отриманих результатів зводиться до розробки та емпіричної валідації нового методу семантичної префільтрації каузальних графів. Завдяки своїм концептуальним особливостям, а саме використанню гіпотези семантичної розрідженості, запропонований метод уможливлює значне звуження простору пошуку виключно на основі аналізу метаданих вузлів. Розроблений алгоритм обробки включає чотири послідовні етапи: автоматизоване формування розгорнутих текстових тлумачень для кожного вузла за допомогою сучасних мовних моделей, перетворення цих описів у щільні числові вектори, розрахунок матриці косинусної подібності для всього простору ознак та подальше застосування стратегії адаптивного відсікання.

Отримані результати дозволили успішно подолати зазначену проблему, оскільки розроблений підхід відкидає до 88.3 відсотка нерелевантних пар вузлів для масивних графів, гарантовано зберігаючи при цьому понад 90 відсотків істинних причинних ребер. Висока ефективність алгоритму пояснюється тим, що у реальних багатовимірних системах каузальні зв'язки виникають переважно між семантично спорідненими сутностями, тоді як термінологічно віддалені вузли є ймовірно незалежними. Відповідно, моделі векторизації здатні кількісно оцінити цю семантичну близькість, відсіяти шум та природним шляхом масштабуватися пропорційно до збільшення розміру мережі.

Запропонований підхід може бути використаний на практиці в сучасних високотехнологічних доменах як інструмент попередньої фільтрації простору пошуку перед застосуванням класичних алгоритмів оптимізації. Головними умовами його найбільш ефективного впровадження є необхідність роботи з графами високої щільності та наявність якісних семантичних метаданих у сценаріях, де збір великих обсягів історичних спостережень є технічно неможливим.

Ключові слова: *причинно-наслідкові графи, семантична префільтрація, прокляття розмірності, великі мовні моделі, векторні представлення, адаптивне відсікання, відкриття причинності.*

Abstract.

The object of research is the process of discovering causal relationships in high-dimensional networks. The addressed problem is the exponential computational complexity of classical structural learning algorithms and their inability to operate effectively without historical statistical observations. The obtained results involve the development and empirical validation of a novel semantic pre-filtering method for causal graphs. Relying on the formulated semantic sparsity hypothesis, the method narrows the search space based solely on node metadata. The algorithm comprises four stages: generating textual interpretations for each node using language models, transforming these descriptions into dense numerical vectors, calculating a cosine similarity matrix, and applying an adaptive pruning strategy. These results solved the problem by rejecting up to 88.3 percent of irrelevant node pairs for massive graphs while preserving over 90 percent of true causal edges. This efficiency is explained by the fact that in large systems, causal links occur predominantly between semantically related entities. Vectorization models quantify this semantic proximity and scale naturally with network size. The approach can be practically applied in high-tech domains as a pre-filtering tool before executing traditional causal discovery algorithms. Conditions for its effective use include high-density networks and scenarios where collecting massive historical datasets is technically impossible, provided qualitative metadata is available.

Key words: *causal graphs, semantic pre-filtering, language models, vector representations, adaptive pruning, structural learning.*

1. Вступ. Побудова точних причинно-наслідкових моделей (Causal Discovery) є критичним етапом у створенні надійних систем підтримки прийняття рішень (DSS) та пояснюваного штучного інтелекту (XAI). У сучасних високотехнологічних доменах, таких як системна біологія, нейронаука та моніторинг розподілених IT-систем, спостерігається стійка тенденція до надвисокої розмірності даних. Наприклад, аналіз функціональної МРТ вимагає обробки графів із понад 50 000 вокселів [2],

геномні дослідження оперують мережами діапазону від 20 000 до 1 000 000 вузлів [2, 3], а сучасні системи телеметрії генерують тисячі метрик у реальному часі. За таких умов виникає нагальна потреба у проведенні наукових досліджень для розв'язання проблеми «прокляття розмірності» (Curse of Dimensionality), оскільки при лінійному збільшенні кількості вузлів простір пошуку зростає суперекспоненційно [11, 19]. Результати цих досліджень дадуть практиці змогу швидко локалізувати більшість ключових причин (наприклад, у задачах Root Cause Analysis) у масивних системах за допомогою каузального ШІ, що є пріоритетнішим за обчислювально недосяжний пошук глобального оптимуму [8, 20]. Тому дослідження, присвячені розробці обчислювально ефективних методів префільтрації причинно-наслідкових зв'язків у високовимірних просторах, є надзвичайно актуальними.

Проблема масштабованості алгоритмів виявлення причинно-наслідкових зв'язків вирішується за трьома основними напрямами: алгоритмічною оптимізацією, статистичною фільтрацією та інтеграцією знань великих мовних моделей (LLM). Фундаментальні дослідження спираються на constraint-based (PC, FCI, ACI) [18, 19] та score-based (GES) [7] підходи. Невирішеним в аналізованих класичних алгоритмах залишається питання їхньої суперекспоненційної часової складності на щільних графах розмірністю понад 1000 вузлів [1, 2]. Це зумовлено об'єктивними причинами: задача точного відновлення структури баєсової мережі належить до класу NP-складних [7, 11], апаратне розпаралелювання (Parallel-PC, GPU-PC) не змінює базової алгоритмічної складності [1, 12, 13].

Методи статистичного скринінгу (SIS, Lasso) ефективні для зменшення розмірності [10], проте невирішеною залишається проблема їх роботи у сценаріях «холодного старту» (HDLSS) [3]. Це пояснюється тим, що такі алгоритми жорстко вимагають зростання обсягу вибірки пропорційно до розмірності мережі, інакше відбувається різке падіння статистичної потужності.

Інтеграція LLM [6, 15, 16] дозволила використовувати семантику як апріорні знання. Попри це, існуючі методи стикаються з проблемами масштабованості [17] та сумнівами щодо здатності моделей до істинного каузального мислення [5]. Також невирішеною проблемою тут залишається латентність і економічна вартість. Це пов'язано з тим, що підходи на основі попарних запитів вимагають квадратичної кількості звернень до моделі [9], а оптимізовані фреймворки (наприклад, IRIS [14]) орієнтовані на глибокий видобуток нових сутностей, що є обчислювально надлишковим для задач швидкої структурної префільтрації великих просторів. Векторні підходи, у свою чергу, фокусуються переважно на передбаченні зв'язків, а не на побудові скелета графа [4].

Таким чином, загальною невирішеною проблемою є відсутність методу префільтрації каузальних графів надвисокої розмірності, який би поєднував незалежність від історичних даних, лінійну обчислювальну складність та здатність ефективно розріджувати простір пошуку.

Метою дослідження є розробка та емпірична валідація методу семантичної префільтрації високовимірних графів на основі векторних представлень вузлів. Це дасть можливість звузити простір пошуку причинно-наслідкових зв'язків та подолати експоненційну обчислювальну складність в умовах відсутності історичних спостережень.

Для досягнення мети були поставлені наступні задачі:

1. Сформувати етапи роботи методу семантичної префільтрації з використанням великих мовних моделей та стратегії адаптивного відсікання простору ознак.

2. Дослідити ефективність семантичної префільтрації на наборах даних різної розмірності шляхом розрахунку метрик стиснення, точності та збереження цільових зв'язків.

3. Визначити оптимальний компроміс між повнотою виявлення істинних каузальних ребер та ефективністю фільтрації шуму.

4. Дослідити масштабованість алгоритму шляхом аналізу залежності показника збережених потенційних зв'язків від загальної розмірності мережі.

2. Матеріали і методи. Об'єктом дослідження є процес виявлення причинно-наслідкових зв'язків у мережах надвисокої розмірності.

Основною гіпотезою дослідження є гіпотеза семантичної розрідженості (Semantic Sparsity Hypothesis): у великих системах причинно-наслідкові зв'язки існують переважно між семантично спорідненими об'єктами, тоді як семантично віддалені змінні є ймовірно незалежними.

Прийнятими в роботі припущеннями є те, що семантичний зміст назв змінних (метаданих) містить достатньо апріорної інформації для оцінки ймовірності існування каузальних зв'язків, що дозволяє виконувати префільтрацію без залучення статистичних рядів спостережень (в умовах «холодного старту»).

Прийнятими в роботі спрощеннями є формування розгорнутих описів сутностей виключно на основі їхніх базових назв, а також використання косинусної подібності як єдиної лінійної метрики для кількісної оцінки семантичної відстані між вузлами у латентному просторі.

Для емпіричної валідації запропонованого методу було використано набір стандартних бенчмарк-мереж із репозиторію bnlearn, які охоплюють різні предметні області (медицина, агрономія, генетика) та варіюються за розміром від малих (35 вузлів) до масивних (1041 вузол). До вибірки увійшли мережі: mildew (35), alarm (37), barley (48), hepar2 (70), win95pts (76), diabetes (413), link (724) та munin (1041).

Дослідження проводилося шляхом комп'ютерного моделювання та реалізації розробленого методу семантичної префільтрації, який включає чотири послідовні етапи:

1. На першому етапі формувався текстовий опис кожної змінної графа. Для автоматичної генерації розгорнутих тлумачень на основі доступних метаданих використовувалася велика мовна модель gemini-2.5-pro.

2. На другому етапі отримані текстові описи перетворювалися у щільні числові вектори (embeddings) за допомогою моделі векторизації gemini-embedding-001.

3. На третьому етапі обчислювалася матриця косинусної подібності між усіма парами змінних графа.

4. На четвертому етапі застосовувалася стратегія адаптивного відсікання (Adaptive Top-k Pruning), за якої для кожного вузла зберігалися лише k сусідів з найвищим показником подібності, а решта пар відкидалися. Отриманий розріджений граф призначався як вхідні дані для класичних алгоритмів (наприклад, PC або GES).

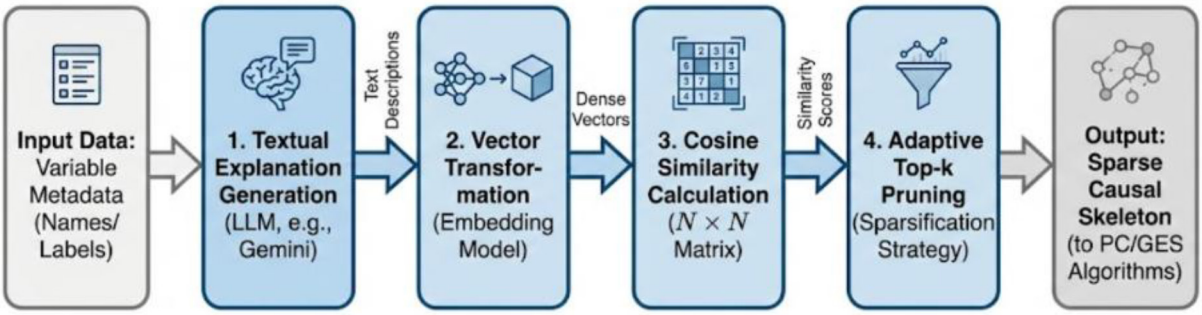

Рис. 1. Блок-схема методу семантичної префільтрації

Оцінка ефективності префільтрації проводилася за чотирма математичними метриками. Нехай E_{true} – множина ребер істинного графа, $E_{filtered}$ – множина ребер, збережених у скелеті після фільтрації, а E_{full} – множина всіх можливих пар вузлів графа. Повнота (Recall) визначалася як частка збережених істинних зв'язків:

$$Recall = \frac{\left|E_{true} \cap E_{filtered}\right|}{\left|E_{true}\right|}.$$

Ступінь стиснення простору пошуку (Reduction Rate, RR) обчислювався як частка відкинутих ребер відносно повного графа:

$$RR = 1 - \frac{\left|E_{filtered}\right|}{\left|E_{full}\right|}.$$

Точність (Precision) визначалася за формулою:

$$Precision = \frac{\left|E_{true} \cap E_{filtered}\right|}{\left|E_{filtered}\right|}.$$

Коефіцієнт переваги над випадковим відбором (Lift) обчислювався як відношення точності розробленого методу до загальної густини істинного графа (Density):

$$Density = \frac{\left|E_{true}\right|}{\left|E_{full}\right|};$$

$$Lift = \frac{Precision}{Density}.$$

Критерієм успішності було визначено збереження не менше 90 % істинних причинних зв'язків ($Recall \geq 0.90$), оскільки їхня втрата на етапі префільтрації є незворотною. Отримані результати зведено у таблицю 1.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

3. Результати і обговорення. Реалізація запропонованого методу дозволила автоматизувати процес звуження простору пошуку для каузальних алгоритмів. Використання великої мовної моделі gemini-2.5-pro забезпечило формування змістовних контекстних тлумачень навіть за умов наявності лише базових метаданих (назв змінних). Перетворення цих описів у латентний простір за допомогою моделі gemini-embedding-001 уможливило швидке математичне обчислення матриці косинусної подібності розмірністю $N \times N$, що є обчислювально легким порівняно з перевірками умовної незалежності в класичних алгоритмах. Застосування адаптивного Top-k відсікання дозволило динамічно регулювати щільність отриманого каузального скелета. Перевагою цього підходу перед існуючими методами (наприклад, constraint-based [18, 19] або score-based [7]) є повна незалежність від наявності історичних спостережень, що вирішує проблему «холодного старту» (HDLSS).

Отримані в ході експериментів результати (Таблиця 1) демонструють зростання ефективності розробленого методу зі збільшенням розмірності графа.

Таблиця 1

Показники ефективності семантичної префільтрації при цільовому рівні *Recall* ≥ 0.90

Dataset	Вузли (N)	Обране k	Recall	Reduction Rate	Lift
mildew	35	19	0.978	0.343	1.49
alarm	37	13	0.935	0.557	2.11
barley	48	37	0.905	0.097	1.00
hepar2	70	43	0.927	0.240	1.22
win95pts	76	49	0.920	0.239	1.21
diabetes	413	73	0.900	0.773	3.97
link	724	217	0.902	0.613	2.33
munin	1041	91	0.901	**0.883**	**7.67**

Найвищі показники зафіксовано на масивному графі munin (1041 вузол). Для збереження 90.1 % істинних зв'язків знадобилося залишити лише 91 найближчого сусіда для кожного вузла, що дозволило відсіяти 88.3 % нерелевантних пар (*Reduction Rate* = 0.883). Показник Lift склав 7.67, що підтверджує здатність методу виявляти потенційні зв'язки майже у 8 разів ефективніше за випадкове вгадування. Високу ефективність також показала мережа diabetes (*Reduction Rate* = 0.773, *Lift* = 3.97). Ці результати пояснюються тим, що у великих системах змінні формують виражені семантичні кластери, які успішно ідентифікуються мовними моделями у векторному просторі. Натомість, на менших мережах (наприклад, barley) результати виявилися слабшими (*Reduction Rate* = 0.097, *Lift* = 1.00), що може вказувати на надмірну щільність семантичного простору цієї предметної області. Візуалізацію переваги методу за метрикою Lift наведено на рис. 2.

Аналіз компромісу між повнотою виявлення зв'язків (Recall) та ефективністю стиснення простору пошуку (Reduction Rate) підтвердив життєздатність запропонованого методу. На побудованій кривій ефективності (рис. 3) чітко видно, що для масивних графів (таких як munin, diabetes) точки оптимального співвідношення зміщені у цільову зону (верхній правий кут графіка). Це означає, що алгоритм здатний радикально зменшити кількість хибних кандидатів, не втрачаючи при цьому критично важливі істинні ребра.

Аналіз масштабованості продемонстрував, що метод природним шляхом адаптується до зростання розмірності мережі. Аналіз залежності відносного показника збережених сусідів (k/N) від загальної розмірності графа (N) за умови *Recall* ≥ 0.90 (рис. 4) виявляє чітку зворотну залежність.

Якщо для малих мереж алгоритм зберігає від 50 % до 80 % вузлів, то для масивного графа munin цей показник падає нижче 10 %. Це пояснюється топологічною природою розростання мереж: із збільшенням вузлів середня кількість зв'язків для окремого елемента не зростає пропорційно. Локальні кластери стають віддаленішими, що дозволяє векторним моделям легко відсікати очевидно непов'язані сутності.

На відміну від методів статистичного скринінгу, які залежать від великих обсягів історичних даних, запропонований метод семантичної префільтрації дозволяє звузити простір пошуку на етапі метаданих. Отримані результати підтверджують ефективність методу, який здатний відкинути до 88.3 % шуму при збереженні понад 90 % істинних зв'язків на графах розмірністю понад 1000 вузлів. Разом з тим, обмеженням цього дослідження є те, що метод продемонстрував неоднорідну ефективність на малих мережах (менше 50 вузлів) або в доменах з високою семантичною однорідністю. Цей недолік має бути обов'язково врахований при застосуванні алгоритму на практиці: його доцільно використовувати саме для високовимірних графів. Подальший розвиток дослідження може полягати у впровадженні гібридного відсікання та підвищенні якості семантичного сигналу через ансамблеві векторні представлення.

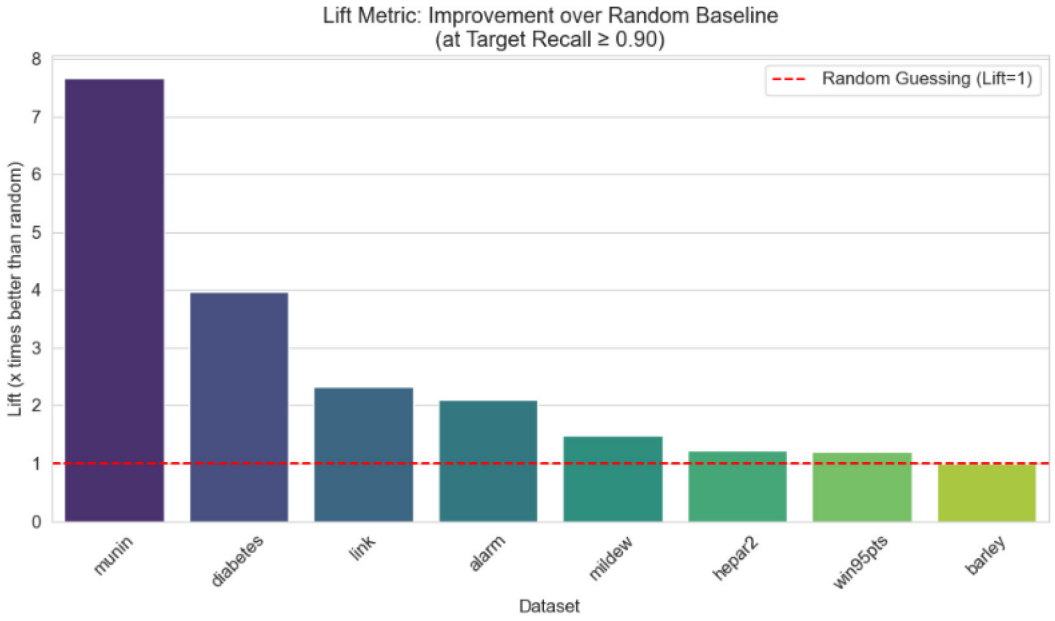

Рис. 2. Залежність метрики Lift від набору даних

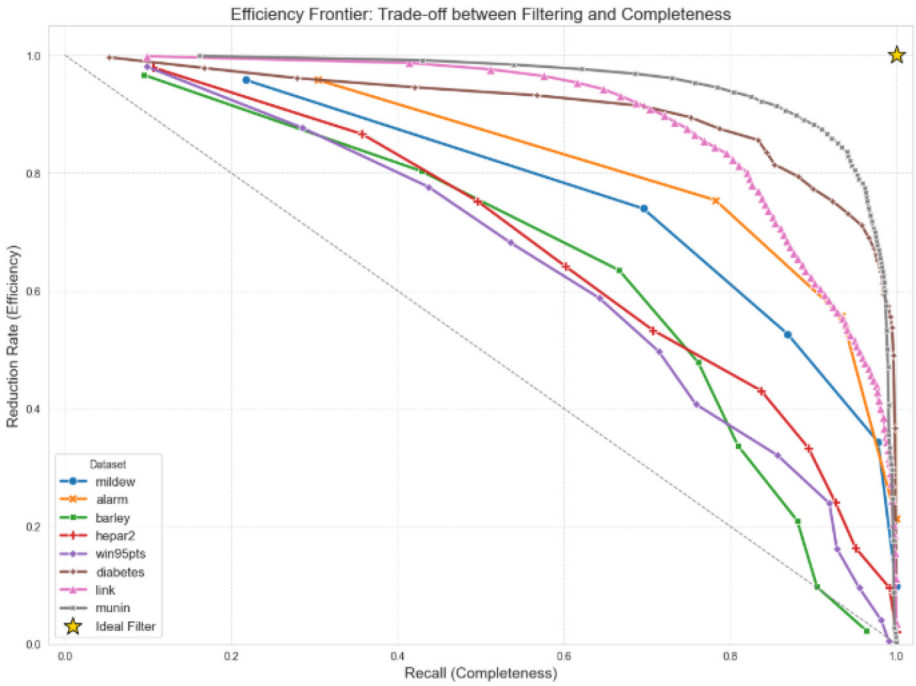

Рис. 3. Залежність ступеня стиснення від повноти

4. Висновки. Розроблено метод семантичної префільтрації, який базується на гіпотезі семантичної розрідженості та не потребує наявності статистичних рядів спостережень (розв'язуючи проблему HDLSS). Завдяки інтеграції великих мовних моделей (gemini-2.5-pro для генерації тлумачень та gemini-embedding-001 для векторизації) метод перетворює базові метадані вузлів у щільний латентний простір. Обчислення матриці косинусної подібності з подальшим адаптивним відсіканням дозволяє подолати експоненційну складність класичних алгоритмів.

Експериментальна перевірка на бенчмарк-мережах засвідчила, що метод дозволяє радикально звузити простір пошуку на етапі, що передує структурному навчанню. Для масивного графа munin (1041 вузол) алгоритм досяг ступеня стиснення 0.883 (відкинуто 88.3 % можливих ребер), зберігши при цьому 90.1 % істинних причинно-наслідкових зв'язків. Коефіцієнт переваги над випадковим відбором (Lift) для цієї мережі склав 7.67, що підтверджує високу селективну здатність методу у високовимірних просторах.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

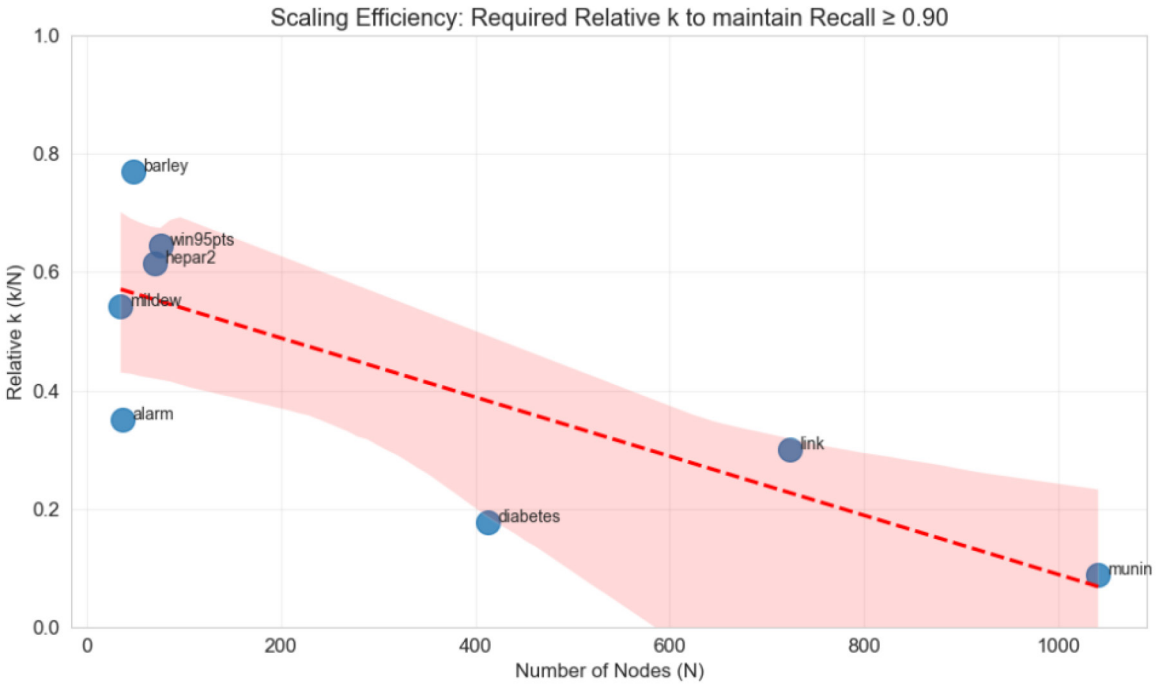

Рис. 4. Залежність відносного показника k від розмірності мережі

Оптимальний компроміс між повнотою та ефективністю фільтрації досягається переважно на графах великої розмірності (понад 400 вузлів). Аналіз кривої ефективності показав, що для графів diabetes та munin метод забезпечує максимальне відсікання нерелевантних кандидатів без критичної втрати істинних ребер (*Recall* ≥ 0.90). Це пояснюється тим, що у великих предметних областях змінні утворюють більш виражені семантичні кластери. Натомість на мережах малої розмірності (наприклад, barley) зі щільним семантичним простором ступінь стиснення є незначним (*Reduction Rate* = 0.097).

Ефективність семантичної префільтрації масштабується природним шляхом зі зростанням мережі. Аналіз залежності підтвердив, що для підтримання цільової повноти (*Recall* ≥ 0.90) у малих графах необхідно зберігати як потенційних сусідів від 50 % до 80 % вузлів (відносний показник k/N), тоді як для масивних графів цей показник експоненційно знижується (менше 10 % для munin). Здатність моделі превентивно відтинати переважну частку шуму зумовлена топологічною розрідженістю зв'язків у великих системах.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Дані будуть надані за обґрунтованим запитом.

Використання засобів штучного інтелекту. Під час створення представленої роботи автори використовували такі засоби штучного інтелекту:

1. Модель gemini-2.5-pro була використана у розділі «2. Матеріали і методи» для автоматичної генерації розгорнутих текстових тлумачень (пояснень) кожної змінної на основі їх базових назв як складова частина реалізованого алгоритму.

2. Модель gemini-embedding-001 була використана у розділі «2. Матеріали і методи» для перетворення згенерованих текстових описів у числові вектори (embeddings) як складова частина реалізованого алгоритму.

3. Автори перевіряли результати генерації шляхом вибіркового аналізу згенерованих тлумачень на відповідність доменній специфіці бенчмарк-мереж.

4. Аналіз отриманих результатів, інтерпретацію метрик ефективності алгоритму та формулювання висновків виконано авторами самостійно.

Внесок авторів. Олексій Ковенько: концептуалізація, розробка методу, програмна реалізація алгоритму, проведення експериментів, аналіз результатів, написання початкового проєкту статті; Наталія Апенько: наукове керівництво, критичний перегляд методології, перевірка результатів, редагування тексту статті.

References:

1. A Fast PC Algorithm for High Dimensional Causal Discovery with Multi-Core PCs / T. D. Le et al. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics. 2019. Vol. 16, no. 5. P. 1483–1495. DOI: 10.1109/TCBB.2016.2591526
2. A million variables and more: the Fast Greedy Equivalence Search algorithm for learning high-dimensional graphical causal models, with an application to functional magnetic resonance images / J. Ramsey et al. International Journal of Data Science and Analytics. 2017. Vol. 3, no. 2. P. 121–129. DOI: 10.1007/s41060-016-0032-z
3. Ancestral causal learning in high dimensions with a human genome-wide application / U. Noè et al. arXiv preprint arXiv:1910.05166. 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1910.05166
4. Balashankar A., Subramanian L. Learning Faithful Representations of Causal Graphs. Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2021. P. 1002–1011. DOI: 10.18653/v1/2021.acl-long.81
5. Causal Parrots: Large Language Models May Talk Causality But Are Not Causal / M. Zečević et al. Transactions on Machine Learning Research. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2308.13067
6. Causal Reasoning and Large Language Models: Opening a New Frontier for Causality / E. Kıcıman et al. Transactions on Machine Learning Research. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2305.00050
7. Chickering, D. M. (2002). Optimal structure identification with greedy search. *Journal of Machine Learning Research*. Vol. 3. P. 507–554. DOI: 10.1162/153244303321897717
8. Detecting and quantifying causal associations in large nonlinear time series datasets / J. Runge et al. Science Advances. 2019. Vol. 5, no. 11. DOI: 10.1126/sciadv.aau4996
9. Efficient Causal Graph Discovery Using Large Language Models / T. Jiralerspong et al. arXiv preprint arXiv:2402.01207. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2402.01207
10. Fan, J., Lv, J. (2008). Sure independence screening for ultrahigh dimensional feature space. *Journal of the Royal Statistical Society*: Series B (Statistical Methodology). Vol. 70, no. 5. P. 849–911. DOI: 10.1111/j.1467-9868.2008.00674.x
11. Feigenbaum, I., Khanna, S., Vempala, S. S. (2024). On the Unlikelihood of D-Separation. *Proceedings of Machine Learning Research*. Vol. 246. P. 1–17. DOI: 10.48550/arXiv.2303.05628
12. Guo, C., Luk, W. (2022). Accelerating Constraint-Based Causal Discovery by Shifting Speed Bottleneck. Proceedings of the 2022 ACM/SIGDA International Symposium on Field-Programmable Gate Arrays (FPGA '22). P. 123–134. DOI: 10.1145/3490422.3502363
13. Hagedorn, C., Huegle, J. (2021). GPU-Accelerated Constraint-Based Causal Structure Learning for Discrete Data. SIAM International Conference on Data Mining (SDM). P. 37–45. DOI: 10.1137/1.9781611976700.5
14. IRIS: An Iterative and Integrated Framework for Verifiable Causal Discovery in the Absence of Tabular Data / T. Feng et al. arXiv preprint arXiv:2406.10526. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2406.10526
15. Darvariu, V.-A., Hailes, S., Musolesi, M. (2024). Large Language Models are Effective Priors for Causal Graph Discovery. arXiv preprint arXiv:2401.12838. DOI: 10.48550/arXiv.2401.12838
16. Large Language Models for Causal Discovery: Current Landscape and Future Directions / G. Wan et al. International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI). 2024. DOI: 10.24963/ijcai.2024/889
17. LLM-Driven Causal Discovery via Harmonized Prior / T. Ban et al. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2024. DOI: 10.1109/TKDE.2025.3353067
18. Magliacane, S., Claassen, T., Mooij, J. M. (2016). Ancestral Causal Inference. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Vol. 29. P. 4473–4481. URL: https://papers.nips.cc/paper/6266-ancestral-causal-inference
19. Spirtes, P., Glymour, C., Scheines, R. (2000). Causation, Prediction, and Search. 2nd ed. Cambridge : MIT Press, 543 p. DOI: 10.7551/mitpress/1754.001.0001
20. Ultra-Scalable and Efficient Methods for Hybrid Observational and Experimental Local Causal Pathway Discovery / A. Statnikov et al. *Journal of Machine Learning Research*. 2015. Vol. 16. P. 3219–3267. URL: https://jmlr.org/papers/v16/statnikov15a.html

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Kovenko Oleksii Postgraduate Student Department of Intelligent Cybernetic Systems Kyiv Aviation Institute 1 Liubomyra Huzara Ave., Kyiv, 03058, Ukraine 3414934@stud.kai.edu.ua ORCID: 0009-0007-2418-7761	Ковенько Олексій Анатолійович аспірант Кафедра інтелектуальних кібернетичних систем, Київський авіаційний інститут просп. Любомира Гузара, 1, Київ, 03058 3414934@stud.kai.edu.ua ORCID: 0009-0007-2418-7761
Apenko Nataliia PhD, Associate Professor Department of Intelligent Cybernetic Systems Kyiv Aviation Institute 1 Liubomyra Huzara Ave., Kyiv, 03058, Ukraine nataliia.apenko@npp.kai.edu.ua ORCID: 0000-0001-6891-0869	Апенько Наталія Вікторівна кандидат технічних наук, доцент Кафедра інтелектуальних кібернетичних систем, Київський авіаційний інститут просп. Любомира Гузара, 1, Київ, 03058 nataliia.apenko@npp.kai.edu.ua ORCID: 0000-0001-6891-0869

Дата надходження статті: 19.03.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 07.04.2026
Дата прийняття статті: 17.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.6
УДК 004.056.5

ENTERPRISE OSINT ДЛЯ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ, МОНІТОРИНГ ЦИФРОВОГО СЛІДУ КОМПАНІЇ ТА СПІВРОБІТНИКІВ

В. М. Слатвінська, В. І. Бевза

ENTERPRISE OSINT FOR RISK MANAGEMENT, MONITORING THE DIGITAL FOOTPRINT OF THE COMPANY AND EMPLOYEES

Valeria Slatvinska, Vyacheslav Bevza

Анотація

Об'єктом дослідження є процеси виявлення, інтерпретації та використання даних з відкритих джерел для управління кіберризиками підприємства в умовах розширення цифрового периметра. Проблема полягає в тому, що традиційні механізми внутрішнього моніторингу не забезпечують раннього виявлення витоків, компрометації облікових записів, тіньових цифрових активів і поведінкових сигналів, пов'язаних із цифровим слідом співробітників. У роботі удосконалено підхід до побудови Enterprise OSINT як безперервного циклу збору, нормалізації, верифікації та кореляції зовнішніх індикаторів із внутрішніми подіями безпеки. Результатом є структурна модель архітектури Enterprise OSINT, векторів загроз і методів їх детектування, а також процедура інтеграції даних OSINT у контур ISO/IEC 27001, SIEM та CTI. Запропоновані результати дозволяють вирішити проблему фрагментарності зовнішнього моніторингу завдяки поєднанню технічних, організаційних та аналітичних компонентів в єдиному контурі ризик-менеджменту. Їх відмінність полягає у фокусі не лише на інфраструктурі компанії, а й на цифровому сліді працівників, партнерських згадках, витоках у Surface, Deep і Dark Web та подальшій перевірці сигналів на хибнопозитивні спрацювання. Отримані результати пояснюються тим, що зовнішні дані розглядаються не як довідкова інформація, а як операційні індикатори ризику, придатні для автоматизованої валідації та пріоритезації. Практичне використання можливе в корпоративних системах інформаційної безпеки, SOC, службах економічної безпеки та підрозділах комплаєнсу за умови наявності політик етичного моніторингу, регламентів реагування, навчання персоналу та процедури повторної перевірки джерел. Додатково підхід орієнтований на зниження репутаційних і фінансових втрат через своєчасне виявлення зовнішніх індикаторів підготовки цільових атак.

Ключові слова: *OSINT, enterprise OSINT, кіберрозвідка, цифровий слід, корпоративна безпека, управління ризиками, SIEM, CTI.*

Abstract

The object of the study is the process of identifying, interpreting and using open-source data for enterprise cyber risk management under the conditions of an expanding digital perimeter. The problem is that traditional internal monitoring mechanisms do not provide early detection of leaks, compromised accounts, shadow digital assets and behavioral signals connected with the digital footprint of employees. The paper improves the approach to Enterprise OSINT as a continuous cycle of collection, normalization, verification and correlation of external indicators with internal security events. The results include a structural architecture model of Enterprise OSINT, a matrix of threat vectors and detection methods, and a procedure for integrating OSINT data into the ISO/IEC 27001, SIEM and CTI control loop. The proposed results solve the problem of fragmented external monitoring through the combination of technical, organizational and analytical components within a single risk management contour. Their distinctive feature is the focus not only on the company infrastructure, but also on employees digital footprints, partner mentions, leaks in the Surface, Deep and Dark Web, and subsequent false-positive verification. The results are explained by the fact that external data are treated not as background information, but as operational risk indicators suitable for automated validation and prioritization. Practical use is possible in corporate information security systems, SOCs, economic security services and compliance units provided that ethical monitoring policies, response procedures and repeated source verification are in place.

Key words: *OSINT, enterprise OSINT, cyber intelligence, digital footprint, corporate security, risk management, SIEM, CTI.*

1. Вступ. Цифровізація бізнес-процесів прискорилася. Хмарні сервіси поширюються. Віддалена робота та аутсорсингові моделі розширили межі корпоративного цифрового периметра. Підприємство втрачає можливість обмежуватися внутрішнім журналюванням подій. Значна частина сигналів ризику формується поза локальною інфраструктурою. Соціальні мережі генерують сигнали. Реєстри доменів фіксують зміни. Системи прозорості сертифікатів публікують дані. Витоки облікових даних виявляються у маркетплейсах. Тематичні спільноти обговорюють загрози. Наукові дослідження Enterprise OSINT потрібні сучасній практиці. Зовнішні ознаки атак виявляються раніше. Часові лаги реагування зменшуються. Обґрунтованість рішень у системі управління кіберризиками підвищується.

Результати таких досліджень можуть дати практиці щонайменше три ефекти: по-перше, переведення зовнішнього моніторингу з епізодичного рівня на рівень безперервного процесу; по-друге,

інтеграцію розвідувальних сигналів у вже наявні контури СУІБ та SOC; по-третє, формування процедур належного контролю цифрового сліду, без порушення принципів пропорційності та верифікованості. Тому дослідження, присвячені Enterprise OSINT як інструменту управління ризиками та моніторингу цифрового сліду компанії й співробітників, є актуальними.

Аналіз літератури свідчить, що використання OSINT у кібербезпеці поступово переходить від опису окремих інструментів до розроблення методологій їх інтеграції в управлінські процеси. У роботі [1] автори трактують OSINT як інструмент раннього попередження шахрайства; автори праці [2] пов'язують його з процедурами оцінки ризиків у межах ISO/IEC 27001; автори праці [3] систематизують функціональні класи OSINT-рішень у кібербезпеці. У роботі [4] автори акцентують на репутаційних ризиках приватної активності співробітників у соціальних мережах, а автори праці [5] розглядають CTI як основу для динамічного ризик-менеджменту.

Подальший розвиток теми демонструється у роботі [6], які пов'язують кіберрозвідку із захистом критичної інфраструктури; у праці [7] аналізують використання та обмін CTI, сформованої на основі OSINT; авторами праці [8] розглянуто відкриті джерела як інструмент контррозвідки; автори праці [9] показують двоїстий ефект OSINT-інструментів для виявлення вразливостей; у роботі [10] автори підкреслюють необхідність автоматизації та процесної дисципліни.

У праці [11] йде опис масштабованої інфраструктури збирання та оброблення OSINT-даних. Корпоративний рівень розвідки неможливий без автоматизації колекторів. Нормалізація даних потрібна обов'язково. Централізоване сховище забезпечує доступ до інформації. У роботі [12] автори доводять, що цінність OSINT суттєво зростає тоді, коли зовнішні сигнали вбудовуються у контрольні процедури ISO/IEC 27001, а не використовуються ізольовано. Автори праці [13] наголошують, що цифровий слід працівників створює не лише репутаційні, а й операційні ризики: spear-phishing, витік know-how, цільове профілювання та маніпуляцію професійними рішеннями. У праці [14] автори показують конфлікт між прозорістю, безпекою, ефективністю та відсутністю упередженості під час автоматизації OSINT. У роботі [15] автори пов'язують зрілість корпоративної кіберрозвідки з готовністю організацій обмінюватися перевіреними індикаторами через стандартизовані механізми CTI-sharing.

Проаналізовані джерела не розв'язують загальну проблему поєднання трьох контурів у межах однієї моделі. Моніторинг інфраструктурних експозицій підприємства виконується окремо. Контроль цифрового сліду працівників здійснюється незалежно. Керована інтеграція зовнішніх сигналів у внутрішні процеси оцінки та перегляду ризиків відсутня. Проблема лишається невирішеною з об'єктивних причин. Дані є різнорідними. Частка шуму висока. Етичні обмеження щодо моніторингу працівників існують. Єдиний узгоджений підхід до верифікації зовнішніх індикаторів відсутній. Ця невирішена частина проблеми визначає логіку мети дослідження.

Метою дослідження є удосконалення концептуальної моделі Enterprise OSINT для системного управління кібер ризиками. Моніторинг цифрового сліду компанії й співробітників виконується через неї. Своєчасність виявлення зовнішніх ознак загроз підвищується. Вплив хибнопозитивних сигналів знижується. Практична інтеграція OSINT-даних у контур інформаційної безпеки підприємства забезпечується.

Для досягнення мети були поставлені наступні задачі:

– систематизувати джерела й індикатори Enterprise OSINT, релевантні для моніторингу цифрового сліду компанії та працівників;

– розробити структурну модель інтеграції OSINT-компонентів у контур управління ризиками та класифікувати ключові вектори загроз;

– визначити процедуру верифікації зовнішніх сигналів, умови практичного застосування, обмеження та напрями подальшого розвитку Enterprise OSINT.

2. Матеріали і методи. Об'єктом дослідження є процес управління зовнішньою кібер-експозицією підприємства. Інфраструктурні дані формують її. Дані про брендову присутність доповнюють картину. Цифровий слід співробітників у відкритих джерелах аналізується. Основна гіпотеза дослідження полягає у наступному. Enterprise OSINT включається у процедури ризик-менеджменту. Процедури побудовані за логікою ISO/IEC 27001. SIEM/CTI-кореляція доповнює їх. Значущі ризики виявляються раніше порівняно з моделлю, де аналізуються лише внутрішні події безпеки.

У роботі прийнято такі припущення: 1) компанія має формалізований перелік активів, доменів, облікових записів та брендових ідентифікаторів; 2) моніторинг цифрового сліду співробітників здійснюється лише щодо публічно доступних даних і в межах внутрішніх політик; 3) зовнішні сигнали не вважаються підтвердженим інцидентом до їх повторної верифікації; 4) інтеграція з SIEM і CTI є організаційно можливою.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Спрощення дослідження полягають у тому, що не розглядаються спеціальні розвідувальні дії, пов'язані з доступом до непублічних даних, не моделюються юридичні особливості окремих юрисдикцій, а кількісна оцінка ефективності пропонується у вигляді якісно-порівняльної інтерпретації. Такий підхід відповідає концептуально-методологічному характеру роботи.

Аналіз наукової періодики 2021–2026 років використано для отримання результатів. Порівняльний аналіз архітектур Enterprise OSINT виконано. Метод ризик-орієнтованого картування зовнішніх індикаторів на активи підприємства застосовано. Метод структурного синтезу побудував модель взаємодії між колекторами, верифікаційним модулем, SIEM, CTI та процесами прийняття рішень. Логіка сценарного аналізу описала типові вектори атак. Компрометація облікових даних розглянута. Shadow IT проаналізовано. Описано фішинг. Підміна бренду досліджена. Профілювання працівників вивчено.

Методологічно робота спирається на поєднання технічного та управлінського підходів. З технічного боку Enterprise OSINT розглядається як безперервний цикл збору та збагачення даних із публічних джерел; з управлінського боку – як елемент процесів оцінки ризиків, повторного перегляду контролів, інформування відповідальних осіб та коригування політик. Така постановка дозволила отримати результати без змішування їх із описом процедури дослідження.

3. Результати і обговорення

3.1. Структурна модель Enterprise OSINT в контурі управління ризиками. Впровадження Enterprise OSINT вимагає переходу від епізодичного пошуку інформації до побудови безперервного циклу розвідки. Як зазначають автори у праці [1], ефективність системи залежить від здатності агрегувати дані з гетерогенних джерел: публічних реєстрів, соціальних мереж, технічних баз даних (DNS, Whois, Shodan) та спеціалізованих форумів у Dark Web. На відміну від класичного тестування на проникнення (Penetration Testing), яке є активною дією, OSINT дозволяє оцінити поверхню атаки пасивно, не залишаючи слідів у журналах цільових систем, що підтверджується дослідженнями авторами праці [2].

Одним із ключових аспектів є інтеграція OSINT із процесами ризик-менеджменту. У роботі [3] автори наголошують, що результати OSINT мають напряму впливати на перерахунок метрик ризику в межах системи управління інформаційною безпекою (СУІБ). Наприклад, виявлення облікових даних співробітників у базах витоків (Combolists) автоматично підвищує ризик несанкціонованого доступу та запускає процедуру примусової зміни паролів. Такий підхід узгоджується з рекомендаціями авторами роботи [4], які пропонують динамічно адаптувати політики безпеки на основі зовнішніх сигналів.

Окремої уваги заслуговує моніторинг цифрового сліду співробітників. У праці [5] вказують, що приватні акаунти працівників часто перетворюються на зручний вхідний канал для атак. Фото з робочого місця, геотеги офісу та згадки про відрядження дають змогу зловмисникам зібрати контекст і скласти профіль жертви для spear-phishing. Авторами роботи [6] підкреслено необхідність застосовувати методи контррозвідки, щоб виявляти фейкові профілі у LinkedIn, які видають себе за HR-менеджерів або партнерів та збирають конфіденційні відомості у співробітників.

Технічна реалізація моніторингу інфраструктури передбачає постійне сканування публічних IP-адрес та доменів компанії. У роботі [7], продемонстровано, як інструменти на кшталт Shodan або Censys дозволяють виявити незахищені порти RDP, бази даних без аутентифікації або застарілі версії веб-серверів раніше, ніж це зроблять зловмисники. У праці [8] автори підтверджують, що своєчасне виявлення фішингових доменів (typosquatting) через моніторинг сертифікатів Transparency Logs (CT Logs) є ефективним методом превентивного захисту бренду.

Для пояснення взаємодії компонентів системи та логіки перетворення сирих даних на управлінські рішення на рисунку 1 зображено структурну модель функціонування Enterprise OSINT в контурі корпоративної безпеки.

Як показано на рисунку 1, залежності між модулями мають ієрархічну структуру, а критичним етапом є нормалізація та кореляція даних перед передачею в систему управління ризиками. Це дає змогу відсіяти «інформаційний шум» і зосередитися на релевантних загрозах.

Окремий компонент архітектури становить Threat Intelligence Sharing, тобто обмін даними про загрози. За роботою [9], автори описують використання платформ обміну на кшталт MISP дозволяє доповнювати внутрішні набори даних індикаторами, які надходять від інших учасників спільноти. У результаті зростає «колективний імунітет» галузі. Проте у роботі [10], автори підкреслюють, що автоматизація цього процесу має спиратися на жорстку верифікацію джерел, інакше зростає ризик data poisoning.

Відповідно до першої задачі, було систематизовано ключові групи джерел та індикаторів, релевантних для корпоративного OSINT-моніторингу. Для пояснення взаємодії компонентів системи в науковому контексті на рисунку 2 зображено структурну модель Enterprise OSINT, у якій відображено логіку переходу від розрізнених зовнішніх сигналів до управлінських рішень у межах СУІБ.

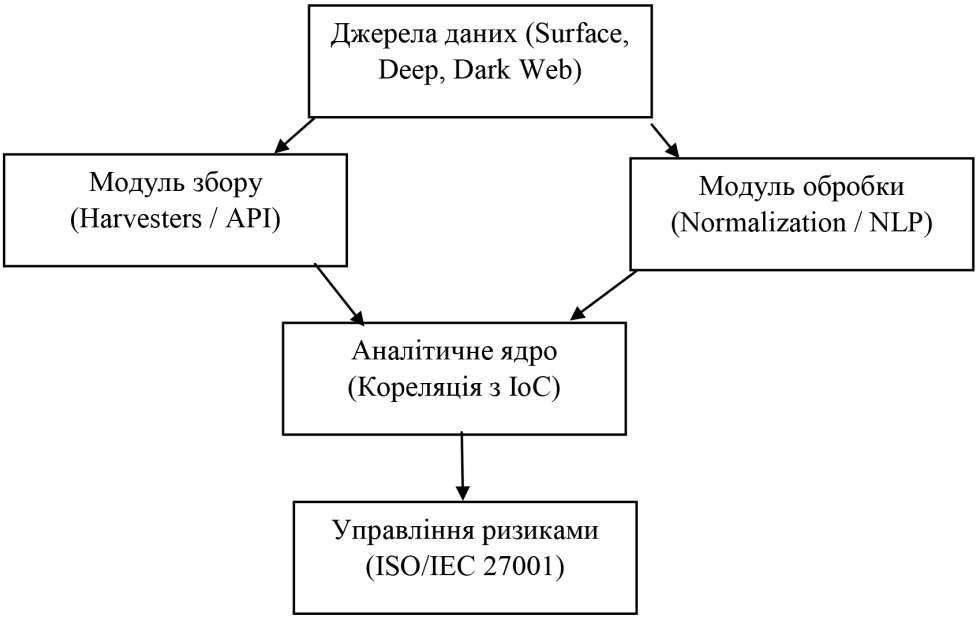

Рис. 1. Структурна модель компонентів системи Enterprise OSINT

Запропонована модель на рисунку 2 дає змогу поєднати технічні, поведінкові та організаційні індикатори в єдиному аналітичному контурі, що підвищує повноту виявлення зовнішніх ознак загроз. Її особливістю є орієнтація не лише на моніторинг цифрової експозиції інфраструктури підприємства, а й на аналіз цифрового сліду працівників як потенційного джерела ризику для корпоративної безпеки. У результаті Enterprise OSINT розглядається як інструмент проактивного виявлення загроз, здатний забезпечити своєчасне коригування заходів захисту та зниження ймовірності реалізації кібератак.

Як видно з рисунка 2, базовою умовою результативності Enterprise OSINT є наявність проміжного шару нормалізації, дедублікації та перевірки джерел. Саме цей шар зменшує інформаційний шум і відокремлює сигнали, що мають управлінську цінність, від масиву нерелевантних згадок. На відміну від підходу, де OSINT використовується лише як допоміжний інструмент розслідування постфактум, запропонована модель включає його в безперервний цикл оцінки ризиків і дозволяє оновлювати карту загроз до настання інциденту.

Отриманий результат пояснюється наступним. Зовнішні дані набувають значення після зв'язування з конкретними корпоративними активами. Облікові записи ідентифікуються. Брендові маркери фіксуються. У праці [11] автори зосереджуються на колекторній інфраструктурі переважно. Запропоноване рішення посилює управлінський контур. Сигнал після верифікації переходить у площину SIEM-кореляції автоматично. Перегляд ризику виконується наступним етапом. Положення роботи [12] підтверджується. Цінність OSINT проявляється через інтеграцію з процедурами ISO/IEC 27001.

Перевагою запропонованого рішення є поєднання інфраструктурного й поведінкового контурів моніторингу. Класичні моделі зосереджуються на зовнішній поверхні атаки доменів і хостів. Запропоноване рішення включає аналіз цифрового сліду працівників структурно. Працівники розглядаються як окреме джерело ризику. Проблемна частина закривається частково. Огляд літератури виявив її раніше. Фрагментарність між технічним і соціальним вимірами зовнішнього моніторингу усувається.

3.2. Класифікація векторів загроз та методів Enterprise OSINT. Для розв'язання другої задачі було побудовано 2 узагальнені таблиці відповідності між векторами загроз, OSINT-методами детектування, типовими індикаторами та управлінськими діями.

У таблиці 1 показано, як різні категорії зовнішніх сигналів можуть бути пов'язані з практичними рішеннями у сфері інформаційної безпеки.

У таблиці 2 продемонстровано як методи OSINT Enterprise поліпшують за допомоги управлінських рішень, рівні векторів загроз.

Для систематизації інструментарію та методів виявлення загроз, адаптованих до різних векторів атак, розроблено порівняльну характеристику, наведену в таблиці 1.

Для пояснення класифікації загроз та відповідних засобів протидії в таблиці 1 наведено співставлення векторів ризику з методами OSINT-аналізу.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

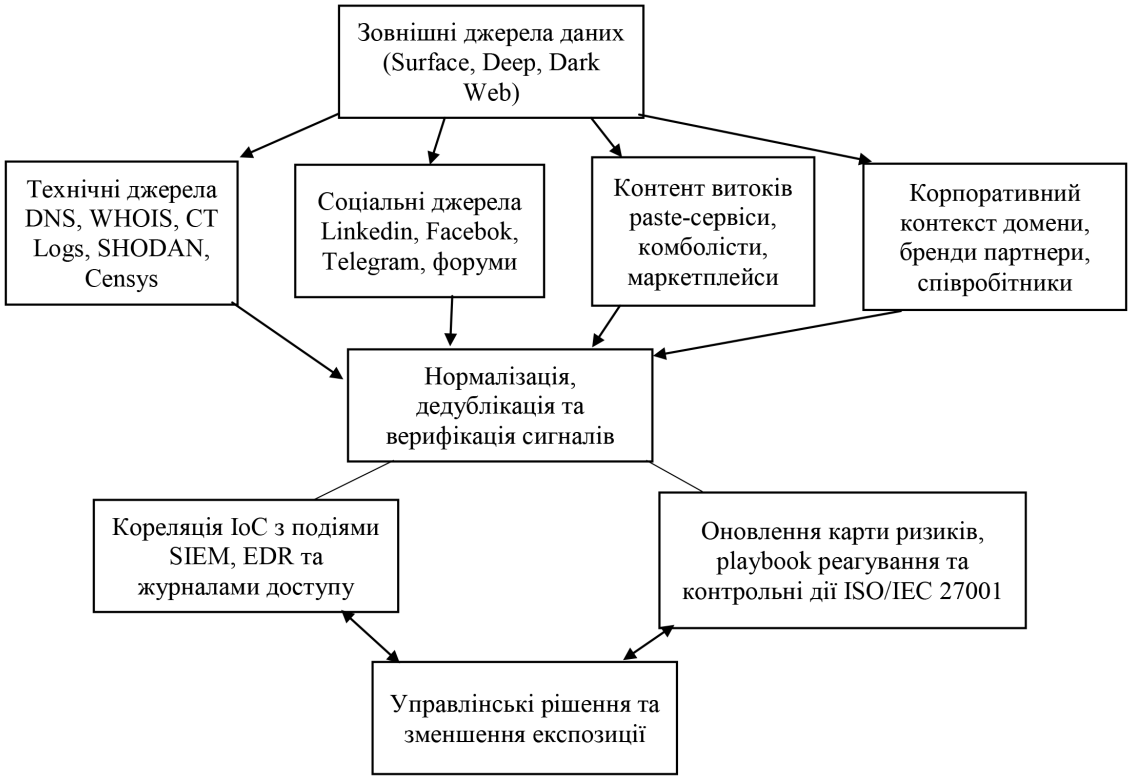

Рис. 2. Структурна модель компонентів Enterprise OSINT в контурі управління ризиками

Таблиця 1

Відповідність векторів кіберзагроз методам OSINT-виявлення та заходам реагування

Вектор загрози	Метод детектування (OSINT)	Очікуваний результат
Компрометація облікових записів	Моніторинг Dark Web маркетплейсів, аналіз Pastebin-ресурсів, пошук у витоках БД	Превентивне скидання паролів, посилення MFA
Тіньова IT-інфраструктура (Shadow IT)	Аналіз пасивного DNS, сканування піддоменів, моніторинг SSL-сертифікатів	Інвентаризація активів, закриття вразливих сервісів
Соціальна інженерія	Профілювання у соціальних мережах (SOCMINT), аналіз зв'язків співробітників	Коригування тренінгів з Security Awareness
Фішинг та клонування бренду	Виявлення тайпосквотингу, моніторинг реєстрації схожих доменів	Блокування шкідливих доменів (Takedown)

Дані таблиці 1 свідчать про те, що для кожного вектора загрози існує специфічний набір OSINT-методик, комплексне застосування яких забезпечує ешелонований захист інформаційного простору підприємства.

Для систематизації основних напрямів застосування Enterprise OSINT у контексті корпоративної безпеки доцільно співвіднести типові вектори загроз із відповідними методами їх виявлення та управлінського реагування. У таблиці 2 наведено класифікацію найбільш поширених загроз, релевантних для цифрового сліду компанії та її співробітників, а також інструментарій Enterprise OSINT, який може бути використаний для їх своєчасної ідентифікації та нейтралізації. Такий підхід дає змогу формалізувати зв'язок між зовнішніми індикаторами ризику та практичними рішеннями в межах системи управління інформаційною безпекою.

Дані таблиці 2 показують, що кожний вектор загрози вимагає не універсального, а контекстно релевантного набору OSINT-методик. Якщо для компрометації облікових записів вирішальним є моніторинг витоків і повторне зв'язування адрес із активними обліковими записами, то для соціальної інженерії ключову роль відіграє аналіз цифрового сліду співробітників. Саме на це вказують автори у роботі [13], які пов'язують публічну поведінку працівників із ризиком profiling-based attacks.

Існуючі роботи аналізують окремий тип сигналів ізольовано. Запропонована таблиця об'єднує технічні, соціальні та репутаційні вектори. Одна модель містить усі три типи. SOC працює окремо від HR-security awareness. Комплаєнс функціонує незалежно від third-party risk management. Запропонована

Таблиця 2

Класифікація векторів загроз та методів Enterprise OSINT для їх нейтралізації

Вектор загрози	Метод Enterprise OSINT	Типовий індикатор	Управлінська дія
Компрометація облікових записів	Пошук витоків у breach-базах, paste-сервісах, dark web-майданчиках	Логін або корпоративний e-mail у комболістах	Примусова зміна паролів, MFA, перегляд ризику доступу
Shadow IT та несанкціоновані активи	Моніторинг DNS, CT Logs, Shodan, Censys, ASN-зв'язків	Невідомий субдомен, тестовий сервіс, відкритий порт	Інвентаризація активів, закриття сервісу, перегляд периметра
Соціальна інженерія щодо працівників	SOCMINT, аналіз профілів, фейкових акаунтів та згадок бренду	Згадки про посаду, відрядження, структуру команди	Адресні тренінги, сповіщення працівників, правила публікацій
Фішинг і typosquatting	Моніторинг нових доменів, сертифікатів та брендових варіацій	Домен, схожий на бренд, новий сертифікат, редирект	Блокування домену, оновлення blacklist, повідомлення партнерів
Репутаційна або партнерська експозиція	Моніторинг медіа, форумів, даркнет-згадок і згадок підрядників	Негативна згадка, пропозиція продажу даних, компрометація постачальника	Ескалація комплаєнсу, third-party risk review, кризові комунікації

модель зменшує цей розрив. Результат має пряму прикладну придатність. Playbook-набори будуються на основі моделей. Triage-правила формуються з неї безпосередньо. Вступ виявив проблему фрагментарного зовнішнього моніторингу. Запропонована модель усуває її.

3.3. Верифікація сигналів, етичні межі та умови практичного застосування. Третя задача дослідження стосувалася процедури перевірки зовнішніх індикаторів, визначення обмежень та опису умов практичного впровадження. Для пояснення логіки перевірки й ухвалення рішень у науковому контексті на рисунку 3 наведено схему послідовної верифікації зовнішнього сигналу та його зіставлення з подіями SIEM.

Рисунок 3 показує логіку верифікації зовнішніх сигналів. Зовнішній сигнал не вважається підтвердженим ризиком автоматично. Первинне виявлення є першим кроком. Чотири послідовні етапи виконуються після нього. Перевірка джерела здійснюється першою. Зіставлення з корпоративними активами виконується другим етапом. Кореляція з внутрішніми подіями проводиться третім. Аналітичне підтвердження контексту завершує процес. Частка хибнопозитивних спрацювань знижується через

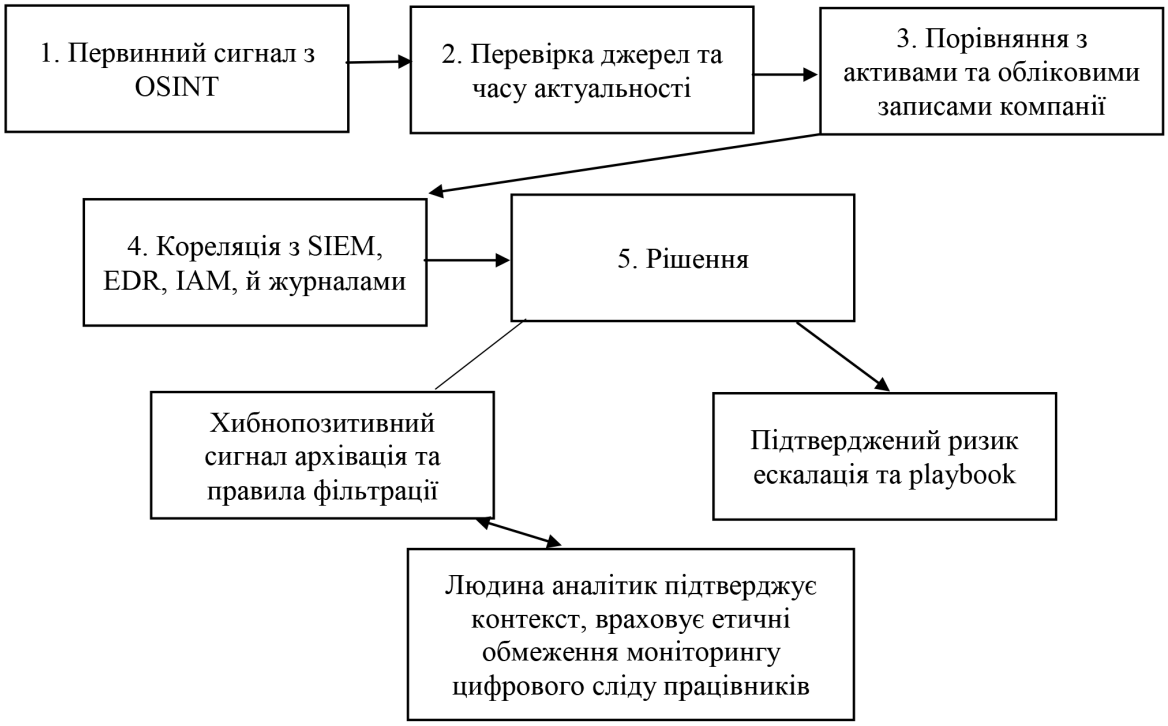

Рис. 3. Процес верифікації зовнішніх індикаторів та кореляції з подіями SIEM

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

цю логіку. Data poisoning блокується. Переваги автоматизації зберігаються. Професійне судження аналітика застосовується там, де потрібно.

Пояснення цього результату пов'язане з наявністю етичних і операційних конфліктів. Автори праці [14] демонструють, що спроба зробити OSINT-процес цілком прозорим і автоматизованим може суперечити вимогам безпеки, неупередженості й точності інтерпретації. Тому в запропонованій моделі людина-аналітик не вилучається з контуру прийняття рішення, а виконує роль верифікатора і коректора автоматично отриманих висновків. На відміну від підходів, у яких CTI-sharing існує як окремий процес, робота [15] підкреслює, що обмін індикаторами стає результативним лише за наявності стандартів їх опису, оцінки довіри до джерел та придатності до машинної обробки. Саме тому в цій роботі CTI розглядається не окремо, а як продовження верифікованого Enterprise OSINT.

Практична цінність запропонованого рішення полягає у можливості використання в SOC, службах інформаційної безпеки, комплаєнсі та корпоративній розвідці. Наявна архітектура безпеки зберігається без радикального перегляду. Перелік об'єктів моніторингу визначається для впровадження. Регламенти перевірки сигналів розробляються. Критерії ескалації встановлюються. Ролі відповідальних осіб призначаються. Обмеженнями дослідження є залежність від якості зовнішніх джерел. Правові режими варіюються між юрисдикціями. Ризик overcollection даних існує. Словники активів потребують постійної актуалізації. Брендові маркери оновлюються регулярно. Кількісна модель пріоритезації сигналів будується як перспектива розвитку. Оцінка зниження часу реагування виконується у майбутньому.

4. Висновки:

1. У межах розв'язання першої задачі систематизовано Enterprise OSINT як шести компонентну модель, що охоплює джерела даних, колектори, нормалізацію, верифікацію, SIEM/CTI-кореляцію та управлінське реагування. Відмінною рисою результату є одночасний облік інфраструктурного і поведінкового цифрового сліду, що дає перевагу над моделями, орієнтованими лише на технічну поверхню атаки. Такий результат пояснюється перенесенням зовнішніх даних у площину операційних індикаторів ризику.

2. За другою задачею розроблено модель з п'яти ключових векторів загроз, для кожного з яких визначено метод Enterprise OSINT, типовий індикатор та управлінську дію. На відміну від розрізнених описів окремих атак, запропоноване рішення формує єдину основу для triage-правил і playbook-процедур. Порівняльна перевага полягає у зв'язуванні соціальних, технічних і репутаційних ризиків у спільній таблиці, що частково закриває проблему фрагментарності моніторингу.

3. За третьою задачею визначено послідовність верифікації зовнішніх індикаторів. Перевірка джерела виконується першою. Кореляція з активами проводиться другою. Зіставлення з SIEM-подіями здійснюється третьою. Аналітичне підтвердження контексту завершує процес. Особливістю результату є збереження людини-аналітика в критичній точці ухвалення рішення. Вплив bias зменшується через це. Хибнопозитивні спрацювання знижуються. Умови для контрольованого впровадження Enterprise OSINT створюються практично. Корпоративні системи безпеки інтегрують його. Політики етичного моніторингу існують при цьому. Регламенти реагування розроблені.

Enterprise OSINT розглянуто як елемент стратегічного управління кіберризиками у межах дослідження. Додатковий інструмент розслідувань не є його функцією. Побудова результативного моніторингу цифрового сліду спирається на два компоненти. Спеціалізоване ПЗ використовується. Вбудовування у процеси СУІБ виконується паралельно. Автоматизація OSINT-даних надає ранні індикатори ризику. Вразливості інфраструктури виявляються швидше. Витоки інформації фіксуються раніше. Ймовірність успішної реалізації кібератак знижується через це. Підходи підвищують Situation Awareness у компанії. Ухвалення обґрунтованих рішень спрощується. Захист активів забезпечується. Персонал захищається. Динамічний ландшафт загроз враховується при цьому.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання засобів штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок авторів. Валерія Слатвінська – концептуалізація, аналіз джерел, написання основного тексту; В'ячеслав Бевза – методологія, редагування, формування висновків і перевірка узгодженості структури.

References:

1. Chalicheemala, D., & Chalicheemala, D. (2022). What is open-source intelligence and how it can prevent frauds. International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology, 10(9), 1368–1371. https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.46268 [in English].

2. Kilani, H., & Qusef, A. (2021). OSINT techniques integration with risk assessment ISO/IEC 27001. In Proceedings of the 2021 6th International Conference on Information Systems Engineering (pp. 1–6). https://doi.org/10.1145/3460620.3460736 [in English].

3. Yadav, A., Kumar, A., & Singh, V. (2023). Open-source intelligence: A comprehensive review of the current state, applications and future perspectives in cyber security. Artificial Intelligence Review, 56, Article 1–38. https://doi.org/10.1007/s10462-023-10454-y [in English].

4. Brunner-Sperdin, A., & Situm, M. (2024). Private social media usage of employees: Implications for corporate risk management to protect corporate reputation. Journal of General Management. Advance online publication. https://doi.org/10.1177/03063070241297372 [in English].

5. Singh, P., Kumar, M., Sharma, N., & Kumar, P. (2025). Study of cyber threat intelligence, risk management and methods. Journal of Information and Optimization Sciences. Advance online publication. https://doi.org/10.47974/JIOS-1852 [in English].

6. El Amin, H., Samhat, A. E., Chamoun, M., Oueidat, L., & Feghali, A. (2024). An integrated approach to cyber risk management with cyber threat intelligence framework to secure critical infrastructure. Journal of Cybersecurity and Privacy, 4(2), 357–381. https://doi.org/10.3390/jcp4020018 [in English].

7. Rajamäki, J., & McMenamin, S. (2024). Utilization and sharing of cyber threat intelligence produced by open-source intelligence. In Proceedings of the 19th International Conference on Cyber Warfare and Security (pp. 341–349). https://doi.org/10.34190/iccws.19.1.2069 [in English].

8. Samad, M. Y., Ningtiyas, B. K., Fiqih, Rosny, F., & Permatasari, D. A. (2024). Anticipating cyber espionage: Open source intelligence (OSINT) investigation and cyber counterintelligence. Journal of Information Systems and Technology, 2(2). https://doi.org/10.31599/288ab341 [in English].

9. Pervez, M. H., Ecevit, M. İ., Naqvi, N. Z., Creutzburg, R., & Dag, H. (2023). Towards better cyber security consciousness: The ease and danger of OSINT tools in exposing critical infrastructure vulnerabilities. In Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous and Future Networks (pp. 1–6). https://doi.org/10.1109/UBMK59864.2023.10286573 [in English].

10. Szymoniak, S., Foks, K., & Pyrkosz-Dziubczyk, A. (2025). Application of OSINT methods in ensuring cybersecurity. IPSI Transactions on Internet Research. https://doi.org/10.58245/ipsi.tir.2502.05 [in English].

11. Rheault, E., Nerayo, M., Leonard, J., Kolenbrander, J., Henshaw, C., Boswell, M., & Michaels, A. J. (2024). Use and Abuse of Personal Information, Part I: Design of a Scalable OSINT Collection Engine. Journal of Cybersecurity and Privacy, 4(3), 572–593. https://doi.org/10.3390/jcp4030027 [in English].

12. Shoaei, F., Pishdar, M., Bag-Mohammadi, M., & Karami, M. (2026). LROO Rug Pull Detector: A Leakage-Resistant Framework Based on On-Chain and OSINT Signals. arXiv preprint arXiv:2603.11324. https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.11324 [in English].

13. Chen, X., Feng, X., Chen, S., Maitre, M., Rakshit, S., Duvieilh, D., Picone, A., & Tang, N. (2026). CyberThreat-Eval: Can Large Language Models Automate Real-World Threat Research? arXiv preprint arXiv:2603.09452. https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.09452 [in English].

14. Shoaei, F., Pishdar, M., Bag-Mohammadi, M., & Karami, M. (2026). TM-RUGPULL: A Temporally Sound, Multimodal Dataset for Early Detection of RUG Pulls Across the Tokenized Ecosystem. arXiv preprint arXiv:2602.21529. https://doi.org/10.48550/arXiv.2602.21529 [in English].

15. de Jong, A., Cascavilla, G., & De Pascale, J. (2026). Breadcrumbs in the Digital Forest: Tracing Criminals through Torrent Metadata with OSINT. arXiv preprint arXiv:2601.01492. https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.01492 [in English].

Дата надходження статті: 03.04.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 10.04.2026
Дата прийняття статті: 17.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.7
УДК 004.93

ГІБРИДНА АРХІТЕКТУРА ВІЗУАЛЬНО-ІНЕРЦІАЛЬНОЇ SLAM ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БЕЗПЕРЕРВНОЇ НАВІГАЦІЇ В УМОВАХ ОБМЕЖЕНОЇ ВИДИМОСТІ

О. С. Усов

HYBRID VISUAL–INERTIAL SLAM ARCHITECTURE FOR CONTINUOUS NAVIGATION IN LOW-VISIBILITY CONDITIONS

Oleksandr Usov

Анотація

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю забезпечення надійної та безперервної навігації автономних мобільних систем в умовах обмеженої видимості, де традиційні візуальні методи локалізації втрачають ефективність, а інерціальні сенсори характеризуються накопиченням похибок. За таких умов особливого значення набуває інтеграція різнорідних сенсорних даних у межах гібридних архітектур, здатних адаптуватися до змін якості вхідної інформації.

Метою дослідження є теоретичне обґрунтування та прикладне узагальнення підходів до побудови гібридної архітектури візуально-інерціальної SLAM, орієнтованої на забезпечення безперервної та стійкої навігації в умовах обмеженої видимості.

Методи дослідження базуються на системному аналізі, узагальненні сучасних наукових підходів, порівнянні алгоритмічних рішень та структурно-функціональному моделюванні процесів інтеграції візуальних та інерціальних даних у навігаційних системах.

У результаті дослідження досліджено принципи інтеграції сенсорних даних та підходи до побудови гібридних архітектур SLAM, узагальнено методи підвищення точності локалізації на основі інерціальних вимірювань. Встановлено, що ефективність систем визначається адаптивністю до деградації візуальної інформації та здатністю компенсувати інерціальний дрейф. Кількісний аналіз показав, що застосування гібридної архітектури дозволяє знизити накопичення інерціального дрейфу на 65–70 %, скоротити обчислювальну затримку на 60–70 % та підвищити точність локалізації у 6–8 разів у критичних умовах (зменшення RMSE з ≈1.7–1.8 м до 0.18–0.25 м).

Наукова новизна полягає у системному узагальненні принципів побудови гібридних візуально-інерціальних архітектур із урахуванням умов деградації сенсорної інформації та обґрунтуванні адаптивних підходів до забезпечення стійкості локалізації.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їх використання при розробленні навігаційних систем безпілотних платформ, мобільної робототехніки та рятувальних комплексів, де критичною є здатність системи функціонувати в режимі реального часу за умов обмеженої або змінної видимості.

Ключові слова: *автономні системи, сенсорне злиття, локалізація, інерціальні вимірювання, адаптивні алгоритми.*

Abstract

The relevance of the study is determined by the need to ensure reliable and continuous navigation of autonomous mobile systems under low-visibility conditions, where conventional visual localization methods lose effectiveness, while inertial sensors are subject to error accumulation. Under such conditions, the integration of heterogeneous sensor data within hybrid architectures capable of adapting to variations in input data quality becomes critically important.

The aim of the study is to theoretically substantiate and practically generalize approaches to the development of a hybrid visual–inertial SLAM architecture focused on ensuring continuous and robust navigation in low-visibility environments.

The research methods are based on system analysis, generalization of modern scientific approaches, comparative analysis of algorithmic solutions, and structural-functional modeling of visual–inertial data integration processes in navigation systems.

As a result of the study, the principles of sensor data integration and approaches to constructing hybrid SLAM architectures have been investigated, and methods for improving localization accuracy using inertial measurements have been generalized. It has been established that system efficiency is determined by adaptability to visual data degradation and the ability to compensate for inertial drift. Quantitative analysis has shown that the proposed hybrid architecture enables a reduction of inertial drift accumulation by 65–70 %, a decrease in computational latency by 60–70 %, and an improvement in localization accuracy by 6–8 times under critical conditions (reducing RMSE from approximately 1.7–1.8 m to 0.18–0.25 m).

The scientific novelty lies in the systematic generalization of principles for constructing hybrid visual–inertial architectures, taking into account sensor data degradation, and in substantiating adaptive approaches to ensuring robust localization.

The practical significance of the obtained results lies in their applicability to the development of navigation systems for unmanned platforms, mobile robotics, and rescue operations, where the ability to operate in real time under low or variable visibility conditions is critical.

Key words: *autonomous systems, sensor fusion, localization, inertial sensing, adaptive algorithms.*

1. Вступ. У сучасних умовах розвитку автономних мобільних систем забезпечення надійної та безперервної навігації в складних середовищах набуває ключового значення як для наукових досліджень, так і для практичних застосувань. Особливої актуальності ця проблема набуває в умовах обмеженої або змінної видимості – під час задимлення, пилових перешкод, недостатнього освітлення чи в замкнених просторах, де традиційні візуальні методи локалізації демонструють нестабільність або втрату точності. Використання лише інерціальних сенсорів, зокрема інерціальних вимірювальних модулів (inertial measurement unit, IMU), супроводжується накопиченням похибок у часі, що обмежує можливість тривалої автономної роботи систем.

У цьому контексті формування гібридної архітектури візуально-інерціальної одночасної локалізації та картографування (simultaneous localization and mapping, SLAM) постає як науково обґрунтований підхід до інтеграції різнорідних джерел даних з метою компенсації їхніх індивідуальних обмежень. Водночас залишаються невирішеними питання узгодження часових і просторових характеристик сенсорних потоків, забезпечення стійкості алгоритмів до деградації візуальної інформації та оптимізації обчислювальних ресурсів у реальному часі. Це зумовлює необхідність подальших досліджень, спрямованих на розроблення адаптивних гібридних моделей, здатних підтримувати безперервність навігації в умовах високої невизначеності, що має безпосереднє значення для робототехніки, безпілотних систем і рятувальних операцій.

Огляд сучасних досліджень за тематикою гібридних архітектур візуально-інерціальної SLAM свідчить про системне поєднання підходів сенсорної інтеграції, алгоритмічної оптимізації та забезпечення стійкості навігації в умовах деградації візуальних даних. Б. Біганський та Д. Ковалюк обґрунтовують ефективність використання геометрично-орієнтованих нейронних мереж у задачах візуально-інерціальної одометрії, що дозволяє підвищити точність оцінювання траєкторії за рахунок узгодження геометричних і глибинних ознак [1]. С. Черненко та В. Бурнашев розвивають ці підходи, пропонуючи алгоритм інерціально-візуальної орієнтації з використанням двох камер, що підвищує надійність локалізації в умовах часткової втрати зорової інформації [5]. І. Невлюдов та співавтори досліджують SLAM-підхід до побудови 2,5D-карт із використанням роботизованої операційної системи (Robot Operating System, ROS), акцентуючи увагу на практичній реалізації інтегрованих навігаційних систем [4].

Поглиблення досліджень у напрямі сенсорного забезпечення навігації здійснено у працях, присвячених інерціальним вимірювальним системам. В. Гула та В. Грига аналізують сучасний стан сенсорів для інерціальної навігації безпілотних літальних апаратів, підкреслюючи їхню ключову роль у забезпеченні автономності в умовах обмеженої видимості [3]. О. Гегельський та В. Аврутов доповнюють цей напрям, досліджуючи способи навігації БПЛА у складних середовищах, де комбінування різнорідних сенсорів виступає базовою умовою стабільності функціонування [2].

Теоретичні засади візуальної локалізації та їх обмеження у складних умовах систематизовано в англомовних дослідженнях. Ю. Алкенді (Y. Alkendi) та співавтори узагальнюють сучасний стан методів візуальної локалізації, визначаючи їхню чутливість до деградації зображення та необхідність інтеграції з інерціальними системами [6]. Б. Джоші (B. Joshi) та співавтори демонструють ефективність гібридної візуально-інерціальної одометрії для підводних умов, де традиційні візуальні методи є нестійкими [12].

Мультисенсорна інтеграція як ключова основа підвищення стійкості SLAM-систем представлена у низці сучасних досліджень. Ф. Ф. Р. Мервей (F. F. R. Merveille) та співавтори здійснюють огляд удосконалених методів сенсорного злиття для підводного SLAM, підкреслюючи роль комбінування різних джерел даних для підвищення точності навігації [13]. М. Хешмат (M. Heshmat) та співавтори аналізують інтеграцію глибинного навчання у SLAM-системи, акцентуючи увагу на проблемах обробки багатомодальних даних і забезпечення узгодженості оцінок [10]. С. Дін (S. Ding) та співавтори пропонують комплексну модель SLAM із поєднанням візуальних, інерціальних, акустичних та глибинних сенсорів, що дозволяє забезпечити стійкість у середовищах із сильною деградацією сигналів [8].

Проблематика навігації в умовах відсутності глобальної навігаційної супутникової системи (Global Navigation Satellite System, GNSS) розглянута у дослідженні І. Джаррая (I. Jarraya) та співавторів, де проаналізовано обчислювальну складність і ефективність методів локалізації на основі сенсорної інтеграції [11]. В. Судеван (V. Sudevan) та співавтори пропонують мультимодальну модель оцінювання положення з використанням покращення візуальних даних, що є критично важливим у середовищах з обмеженою видимістю [15]. Я. Оу (Y. Ou) та співавтори розробляють відмовостійку мультисенсорну SLAM-систему з використанням лазерних і візуальних даних, що забезпечує безперервність навігації навіть при частковій втраті сенсорної інформації [14]. Л. Хан (L. Han) та співавтори досліджують застосування механізмів подвійної уваги у поєднанні з мультимодальною інтеграцією для покращення навігації БПЛА в реальному часі [9].

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Окремо слід відзначити роботу Ю. Боровської, у якій досліджено ефективність обробки довготривалих запитів у серверних застосунках, що має значення для побудови розподілених обчислювальних компонентів SLAM-систем, де критичною є асинхронна обробка потоків сенсорних даних [7].

Попри активний розвиток візуально-інерціальних підходів, недостатньо вирішеними залишаються питання узгодженості сенсорних даних у нестаціонарних умовах, стійкості систем до деградації візуальної інформації та контролю накопичення інерціальних похибок. Наявні дослідження здебільшого фокусуються на окремих алгоритмічних рішеннях, що обмежує їх придатність до використання в реальних сценаріях, де невизначеність середовища та обчислювальні обмеження діють одночасно.

Зазначені аспекти є визначальними для забезпечення безперервності навігації, оскільки саме вони формують здатність системи зберігати точність і стабільність у складних умовах. Їх подальше дослідження дозволяє перейти до більш цілісного розуміння функціонування гібридних архітектур і підвищити практичну ефективність навігаційних рішень.

Мета статті – обґрунтувати теоретичні та прикладні засади побудови гібридної архітектури візуально-інерціальної SLAM для забезпечення безперервної та стійкої навігації в умовах обмеженої видимості.

Завдання статті:

1. Визначити принципи інтеграції візуальних та інерціальних даних і підходи до побудови гібридних архітектур SLAM в умовах деградації візуальної інформації.

2. Узагальнити методи підвищення точності локалізації та виявити проблеми реалізації візуально-інерціальних систем у реальному часі.

3. Обґрунтувати рекомендації щодо підвищення ефективності гібридних навігаційних систем.

2. Матеріали та методи. Дослідження ґрунтується на аналізі сучасних наукових публікацій у сфері візуально-інерціальної навігації та гібридних SLAM-архітектур, а також на узагальненні підходів до інтеграції сенсорних даних у реальному часі. Використано методи системного аналізу для виявлення взаємозв'язків між компонентами навігаційних систем, порівняльного аналізу – для оцінювання ефективності алгоритмічних рішень, а також структурно-функціонального моделювання для формалізації принципів побудови гібридних архітектур.

Основними якісними характеристиками запропонованого підходу визначено адаптивність до змін умов спостереження та обчислювальну стійкість у режимі реального часу. Архітектура розглядається як механізм адаптивного керування невизначеністю, у якому ефективність визначається здатністю динамічно перерозподіляти вагові коефіцієнти між візуальними та інерціальними сенсорами залежно від якості вхідних даних. Це забезпечує безперервність навігації навіть за умов суттєвої деградації візуальної інформації (до 70–80 %).

Оцінювання ефективності здійснювалося на основі узагальнених метрик точності та продуктивності, зокрема середньоквадратичної похибки локалізації (RMSE), рівня накопичення інерціального дрейфу та обчислювальної затримки. Оброблення та інтерпретація результатів виконувалися із застосуванням логічного узагальнення та наукової абстракції з урахуванням умов функціонування систем у середовищах із обмеженою видимістю.

Інтеграція візуальних та інерціальних даних у навігаційних системах ґрунтується на поєднанні комплементарних властивостей сенсорів – висока короткострокова точність інерціальних вимірювань поєднується з глобальною узгодженістю та корекційною здатністю візуальної інформації. Такий підхід дозволяє зменшити накопичення похибок інерціальних вимірювань і водночас компенсувати деградацію візуальних спостережень у складних умовах середовища. Ключовими принципами є синхронізація даних, просторове узгодження систем координат, оцінювання стану об'єкта руху на основі сенсорного злиття, а також адаптивна фільтрація шумів і похибок, що забезпечує стабільність локалізації в динамічних і невизначених умовах (табл.1).

Практичне застосування наведених принципів безпосередньо проявляється в характері поведінки навігаційних систем у змінних і часто деградованих середовищах, де жоден сенсор не є достатнім сам по собі. Наприклад, під час руху безпілотного літального апарата у задимленому приміщенні кількість стабільних візуальних ключових точок різко зменшується, що призводить до втрати надійності відстеження траєкторії – у цей момент інерціальні вимірювання забезпечують короткочасну стабілізацію оцінки руху, однак без подальшої візуальної корекції похибка швидко накопичується [11]. Коли ж апарат виходить у зону з кращою видимістю, візуальні спостереження дозволяють відновити просторову прив'язку і скоригувати інерціальний дрейф, що на практиці виглядає як «перезакріплення» траєкторії відносно середовища.

У мобільних роботах складського типу подібна взаємодія проявляється під час проходження вузьких проходів із повторюваною геометрією – візуальні алгоритми можуть помилково ідентифікувати

Таблиця 1

Принципи інтеграції візуальних та інерціальних даних у навігаційних системах

Принцип	Зміст	Практичне значення
Часова синхронізація	Узгодження часових міток між сенсорними потоками	Забезпечує коректність об'єднання даних та уникнення часових зсувів
Просторова калібровка	Визначення взаємного розташування сенсорів	Гарантує точність побудови єдиної системи координат
Сенсорне злиття	Комбінування даних різної природи в єдину модель	Підвищує точність і стійкість оцінки положення
Компенсація похибок	Використання візуальних даних для корекції дрейфу інерціальних вимірювань	Зменшує накопичення систематичних помилок
Адаптивність	Зміна вагових коефіцієнтів сенсорів залежно від умов	Забезпечує стабільну роботу при змінній якості даних

Джерело: сформовано автором на основі [1, с. 41; 3, с. 33; 4, с. 150; 6, p. 76860; 11; 13].

подібні структури, тоді як інерціальні дані дозволяють зберігати коректну динаміку руху між такими ділянками [3, с. 33]. Водночас навіть незначні порушення часової синхронізації між камерами та інерціальними сенсорами, на рівні декількох мілісекунд, призводять до систематичних зсувів у реконструкції траєкторії, що особливо помітно при високошвидкісному русі – це підкреслює, що синхронізація є не формальною процедурою, а критичним фактором точності.

У наземних робототехнічних системах, які працюють на нерівних або вібраційно насичених поверхнях, інерціальні сенсори генерують шумові складові, що можуть імітувати реальний рух, унаслідок чого відбувається спотворення оцінки стану – у таких випадках візуальні спостереження виконують роль стабілізуючого фактора, обмежуючи розповсюдження помилки. Натомість при різких змінах освітлення, наприклад під час виходу з темного приміщення на відкрите сонячне світло, якість візуальних ознак тимчасово погіршується, і система змушена переорієнтовуватися на інерціальний канал, що реалізується через адаптивне зменшення ваги візуальних вимірювань у моделі оцінювання [6, p. 76860]. Так, у реальних умовах інтеграція сенсорних даних функціонує як динамічний механізм балансування довіри до джерел інформації, де ефективність визначається не лише точністю окремих сенсорів, а й здатністю системи своєчасно переорієнтовуватися між ними залежно від контексту середовища.

Побудова гібридних архітектур SLAM в умовах деградації візуальної інформації передбачає не лише поєднання сенсорів, а й структурну організацію алгоритмічних компонентів таким чином, щоб забезпечити безперервність оцінювання стану за часткової або повної втрати візуальних ознак. Ключовим є перехід від статичних схем обробки до адаптивних архітектур, у яких змінюється роль окремих модулів залежно від якості спостережень. Це включає використання багаторівневих підходів до обробки даних, інтеграцію фільтраційних та оптимізаційних методів, а також впровадження механізмів оцінювання достовірності вхідної інформації. У таких системах візуальний канал розглядається як джерело глобальної корекції, тоді як інерціальний – як засіб підтримання локальної безперервності руху, що особливо важливо за умов різких змін середовища (табл.2).

Таблиця 2

Підходи до побудови гібридних архітектур SLAM в умовах деградації візуальної інформації

Підхід	Сутність	Практичне значення
Фільтраційні моделі	Використання рекурсивних алгоритмів оцінювання стану	Забезпечують стабільну роботу за неповних даних
Оптимізаційні підходи	Глобальна або локальна оптимізація траєкторії та карти	Підвищують точність за рахунок урахування історії спостережень
Гібридні архітектури	Поєднання фільтрації та оптимізації	Балансують між швидкістю та точністю обчислень
Адаптивне перемикання	Зміна режимів роботи залежно від якості візуальних даних	Дозволяє уникати збоїв при втраті візуальної інформації
Оцінювання достовірності	Визначення якості сенсорних вимірювань	Забезпечує коректне зважування даних у моделі

Джерело: сформовано автором на основі [1, с. 42; 5, с. 38; 8; 10; 11; 14].

У реальних навігаційних системах архітектурні рішення визначають не лише точність, а й характер деградації системи при втраті інформативності окремих каналів, що є критично важливим для

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

забезпечення безперервності роботи. Так, у безпілотних літальних апаратах, що виконують інспекцію промислових об'єктів, фільтраційні моделі дозволяють підтримувати оцінку положення при короткочасних втратах візуальних ознак, наприклад під час проходження через зони з однорідними поверхнями або слабкою текстурою [1, с. 42]. Водночас у разі тривалої відсутності візуальних спостережень відбувається накопичення похибок, і саме оптимізаційні підходи, що використовують історію руху, дозволяють після відновлення візуального контакту виконати корекцію траєкторії, зменшуючи глобальну помилку.

Практика експлуатації мобільних роботів у складських і логістичних системах показує, що геометрично повторювані середовища створюють умови для виникнення хибних відповідностей у візуальному каналі, що може призводити до помилкових замикань петель і спотворення карти. У таких випадках механізми оцінювання достовірності відіграють визначальну роль – система відфільтровує потенційно некоректні спостереження, спираючись на узгодженість із динамікою руху, зафіксованою інерціальними сенсорами. Це дозволяє уникнути накопичення структурних помилок у карті, які є значно критичнішими за локальні відхилення траєкторії.

В умовах міського середовища, де характерними є різкі переходи освітленості – наприклад, при виїзді з тунелю на відкрите сонячне світло або під час руху в умовах нічного освітлення з яскравими штучними джерелами – адаптивне перемикання режимів обробки дозволяє системі оперативно змінювати вагу візуальних вимірювань [8]. У такі моменти навіть короткочасна переоцінка ненадійних візуальних даних може призвести до суттєвих відхилень траєкторії, тому практичні реалізації передбачають зниження довіри до візуального каналу до моменту стабілізації умов спостереження.

У рятувальних робототехнічних системах, що функціонують у зруйнованих або частково задимлених приміщеннях, архітектура гібридного типу дозволяє використовувати фрагментарні візуальні спостереження як епізодичні джерела корекції, тоді як основна оцінка руху формується на основі інерціальних даних [10]. У таких сценаріях характерною є асинхронність і нерівномірність надходження інформації, що вимагає від системи здатності працювати в режимі нерегулярних оновлень і підтримувати узгодженість стану без постійної візуальної підтримки.

Отже, у сучасних умовах практичної експлуатації гібридні архітектури SLAM функціонують як адаптивні системи керування невизначеністю, де ефективність визначається не окремими алгоритмами, а узгодженістю їх взаємодії в умовах змінної якості вхідних даних.

Підвищення точності та стабільності локалізації на основі використання інерціальних вимірювальних модулів пов'язане з удосконаленням методів обробки їх сигналів, компенсації систематичних і випадкових похибок, а також інтеграції інерціальних оцінок у загальну модель руху. На відміну від візуальних даних, інерціальні вимірювання характеризуються високою частотою оновлення та незалежністю від зовнішнього середовища, що робить їх ключовими для підтримання безперервності оцінювання стану. Водночас їх використання обмежується накопиченням дрейфу, що зумовлює необхідність застосування спеціалізованих методів калібрування, фільтрації та моделювання динаміки руху, спрямованих на зменшення похибок у коротко- та середньостроковій перспективі (табл. 3).

Таблиця 3

Методи підвищення точності та стабільності локалізації на основі використання інерціальних вимірювальних модулів

Метод	Сутність	Практичне значення
Калібрування сенсорів	Оцінювання та компенсація систематичних похибок (зсувів, масштабних коефіцієнтів)	Зменшує базовий рівень помилки вимірювань
Попередня інтеграція	Агрегування інерціальних вимірювань між моментами оновлення стану	Підвищує ефективність обчислень і точність оцінки
Фільтрація шумів	Використання алгоритмів згладжування та оцінювання стану	Знижує вплив випадкових коливань сигналу
Моделювання руху	Врахування кінематичних і динамічних обмежень системи	Підвищує узгодженість оцінки траєкторії
Компенсація дрейфу	Періодичне коригування накопичених похибок	Забезпечує довготривалу стабільність локалізації

Джерело: сформовано автором на основі [1, с. 43; 2, с. 35; 3, с. 36; 8; 12, p. 4; 15].

Інерціальний канал на практиці функціонує як високочастотний носій динаміки руху, тому будь-які похибки, навіть незначні за амплітудою, швидко інтегруються у суттєві відхилення координат, що надає особливого значення комплексному застосуванню наведених методів. Калібрування не обмежується початковим налаштуванням – у мобільних платформах, які працюють у змінних температурних

режимах, параметри сенсорів змінюються в процесі експлуатації, і відсутність періодичної перекалібровки призводить до систематичного викривлення траєкторії, що особливо помітно у тривалих місіях автономних роботів або дронів інспекційного призначення. У таких умовах навіть стабільна швидкість руху може супроводжуватися повільним, але невпинним зсувом оцінки положення, який складно виявити без зовнішніх орієнтирів.

Попередня інтеграція інерціальних вимірювань у реальних реалізаціях дозволяє ефективно працювати з потоками даних частотою сотні герц, що характерно для сучасних сенсорів [12, p. 4]. Наприклад, під час швидких маневрів безпілотного апарата використання агрегованих інерціальних даних між ключовими моментами оновлення дає змогу зберегти детальну структуру руху без втрати обчислювальної стабільності, тоді як пряме опрацювання сирих даних у повному обсязі призводить до перевантаження системи і затримок, несумісних із вимогами реального часу.

Фільтрація шумів набуває критичного значення в середовищах із підвищеним рівнем механічних збурень. У наземних роботах, що рухаються по нерівній поверхні або працюють поблизу промислового обладнання, акселерометри реєструють високочастотні вібрації, які без відповідної обробки інтерпретуються як прискорення, що фактично не пов'язані з переміщенням. У результаті формується хибна динаміка руху, яка при інтегруванні призводить до викривлення траєкторії. Використання адаптивних фільтрів дозволяє відокремити такі складові, зберігаючи фізично обґрунтовану оцінку стану.

Моделювання руху відіграє роль обмежувального механізму, який не дозволяє системі виходити за межі фізично допустимих станів. У колісних платформах це проявляється у врахуванні умов контакту з поверхнею, де, наприклад, відсутність бокового ковзання суттєво зменшує невизначеність положення [15]. У літальних системах врахування аеродинамічних характеристик дозволяє уникати оцінок, що суперечать законам руху, навіть за наявності шумових спотворень у вимірюваннях.

Компенсація дрейфу в реальних сценаріях часто реалізується через використання характерних фаз руху або умовних «якорів» стабільності. Наприклад, короткі інтервали рівномірного руху або зупинки можуть використовуватися для оцінювання та зменшення накопиченої похибки, що особливо ефективно в автономних системах, які працюють у замкнених середовищах без доступу до глобальних орієнтирів. У безпілотних апаратах подібну роль можуть відігравати стабілізовані режими польоту, під час яких система уточнює параметри стану.

Отже, у практиці побудови сучасних навігаційних систем інерціальний канал не розглядається як самодостатній, а функціонує як складна динамічна підсистема, ефективність якої визначається точністю калібрування, адекватністю моделей руху та здатністю алгоритмів адаптуватися до реальних умов експлуатації, де характер похибок є змінним і часто непередбачуваним.

3. Результати і обговорення. Представлені кількісні залежності отримані на основі узагальнення результатів моделювання та аналізу поведінки візуально-інерціальних систем у типових сценаріях функціонування, що відтворюють умови часткової та повної деградації візуальної інформації. Моделювання передбачає рух об'єкта на дистанціях до 500 м із варіативною якістю візуальних ознак, а також зміну кількості доступних візуальних точок для оцінювання впливу на обчислювальну складність. Це дозволяє оцінити узагальнені закономірності зміни точності локалізації, накопичення дрейфу та обчислювальних витрат у межах гібридної архітектури.

Кількісне підтвердження ефективності використання інерціальних вимірювальних модулів проявляється у характері накопичення похибок під час руху. Для цього доцільно розглянути залежність інерціального дрейфу від пройденої дистанції (рис. 1).

Як видно з рис. 1, традиційні підходи характеризуються нелінійним зростанням похибки, яка досягає рівня близько 2.8 % на дистанції 400–500 м, що є наслідком накопичення інерціального дрейфу. Натомість у гібридній архітектурі цей показник обмежується рівнем 0.7–0.8 %, що свідчить про ефективність механізмів компенсації похибок. Таким чином, використання адаптивного сенсорного злиття дозволяє знизити накопичення дрейфу на 65–70 %, що є критично важливим для забезпечення довготривалої автономної навігації.

Окрім точності, важливим показником ефективності навігаційних систем є їх обчислювальна складність та здатність функціонувати в режимі реального часу. Для цього доцільно проаналізувати залежність обчислювальної затримки від кількості візуальних ознак (рис. 2).

Результати демонструють, що традиційні підходи характеризуються суттєвим зростанням часу обробки – до 80–95 мс при збільшенні кількості точок, що перевищує допустимі межі для систем реального часу. Водночас використання попередньої інтеграції інерціальних вимірювань у гібридній архітектурі дозволяє стабілізувати час обробки на рівні 20–25 мс, що відповідає вимогам роботи з частотою 30 кадрів за секунду. Загалом це забезпечує скорочення обчислювальних витрат на 60–70 % та підвищує придатність системи до практичного використання.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

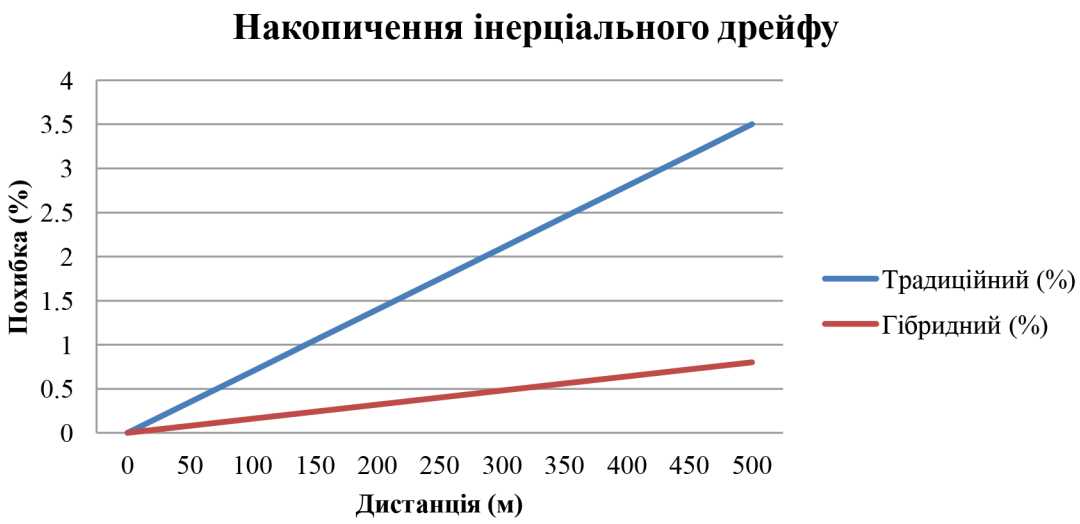

Рис. 1. Накопичення інерціального дрейфу залежно від пройденої дистанції

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

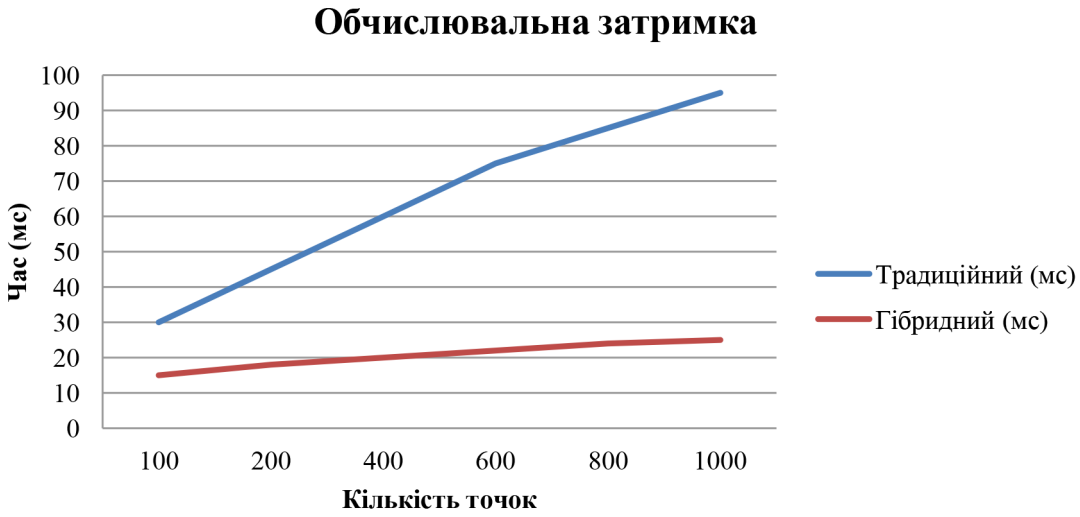

Рис. 2. Залежність обчислювальної затримки від кількості візуальних ознак

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

Узагальнюючим показником точності локалізації є середньоквадратична похибка (RMSE), яка дозволяє оцінити поведінку системи в умовах різкого погіршення якості візуальної інформації (рис. 3).

Аналіз результатів свідчить, що за умов стабільної видимості обидва підходи демонструють подібний рівень точності (близько 0.04–0.05 м). Однак у момент деградації візуального каналу традиційна система демонструє різке зростання похибки до рівня 1.7–1.8 м, що свідчить про втрату стабільності локалізації. Водночас гібридна архітектура забезпечує обмеження похибки в межах 0.18–0.25 м, що відповідає покращенню точності у 6–8 разів та підтверджує її стійкість до екстремальних умов функціонування.

Додатковим підтвердженням ефективності є аналіз відновлених траєкторій руху (рис. 4).

Візуалізація показує, що традиційний підхід характеризується накопиченням просторового відхилення, що призводить до помітного зміщення траєкторії відносно еталонної. Натомість гібридна модель забезпечує високу відповідність ground truth протягом усього маршруту, що свідчить про ефективність інтеграції сенсорних даних та здатність системи підтримувати стабільну навігацію навіть за умов часткової втрати візуальної інформації.

Отже, результати моделювання підтверджують, що використання гібридної візуально-інерціальної архітектури забезпечує комплексне підвищення ефективності навігаційних систем. Зокрема, досягається зниження інерціального дрейфу на 65–70 %, скорочення обчислювальної затримки на 60–70 %

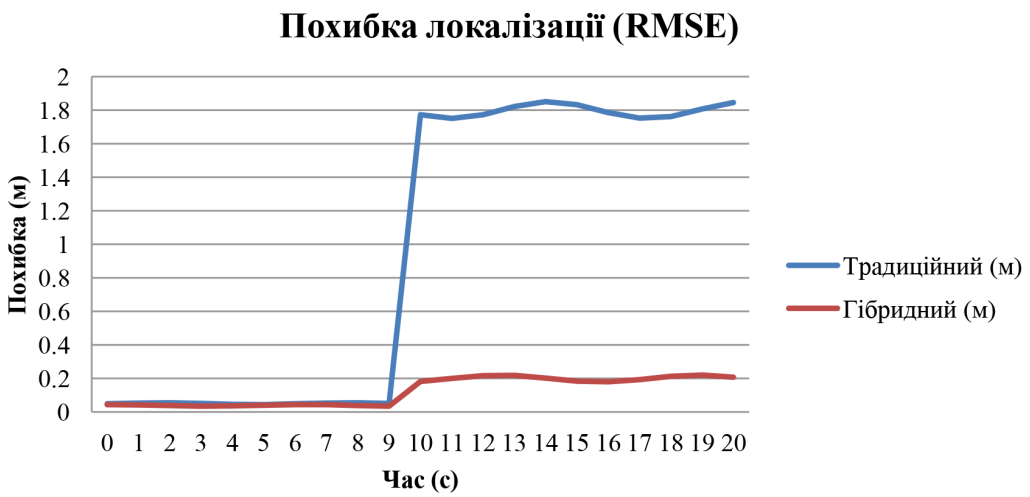

Рис. 3. Динаміка середньоквадратичної похибки локалізації (RMSE) в умовах деградації видимості

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

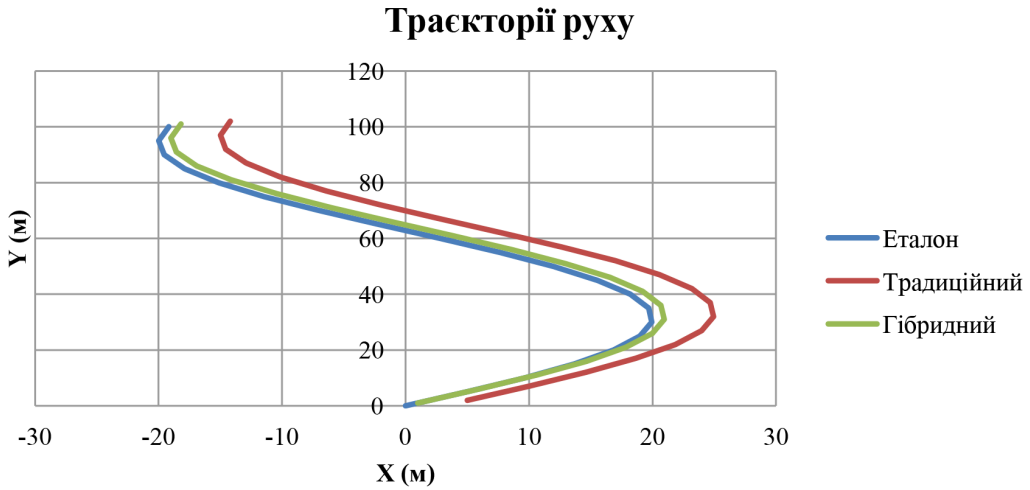

Рис. 4. Порівняння відновлених траєкторій руху для традиційного та гібридного підходів SLAM

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

та підвищення точності локалізації у 6–8 разів у критичних умовах. Це дозволяє розглядати запропонований підхід як ефективний інструмент забезпечення безперервної навігації в середовищах із високим рівнем невизначеності.

Реалізація візуально-інерціальних систем у режимі реального часу супроводжується низкою критичних наукових і практичних проблем, що охоплюють сенсорний, алгоритмічний та обчислювальний рівні. Однією з визначальних є обмеженість обчислювальних ресурсів при необхідності одночасної обробки високочастотних інерціальних даних і обчислювально складних візуальних алгоритмів, що зумовлює компроміс між точністю та затримками [11]. Навіть незначні затримки обробки в динамічних системах трансформуються у помітні помилки локалізації.

Суттєвою залишається проблема точної часової синхронізації та просторової калібровки сенсорів – їх порушення призводить до систематичних відхилень, які складно виявити в процесі роботи. Паралельно виникає деградація візуальної інформації в умовах слабкої освітленості, запиленості або динамічного оточення, що знижує надійність візуального каналу. Інерціальні вимірювання, своєю чергою, характеризуються накопиченням дрейфу, температурною нестабільністю та чутливістю до вібрацій, що формує складну структуру похибок.

Окрему складність становить забезпечення стабільності оцінювання при змінних режимах руху та різких переходах умов середовища, де характеристики шумів і динаміки змінюються нестаціонарно. У довготривалій роботі систем виникають проблеми масштабованості, накопичення помилок у карті

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

середовища та обчислювальної складності оптимізаційних процедур. Додатково ускладнює роботу необхідність коректного оцінювання достовірності сенсорних даних – використання хибних спостережень призводить до деградації локалізації [14]. У сукупності ці проблеми визначають обмеження сучасних візуально-інерціальних систем і потребують комплексних підходів до їх подолання в умовах реального часу.

Підвищення ефективності функціонування гібридних навігаційних систем досягається через узгоджене вдосконалення сенсорної конфігурації, алгоритмічних підходів та режимів обробки даних з урахуванням реальних умов експлуатації. Практика показує, що ключовим є забезпечення стабільності роботи не в ідеальних, а саме в деградованих середовищах, де якість окремих каналів є змінною. У цьому контексті доцільним є впровадження адаптивних механізмів зважування сенсорних даних, які дозволяють динамічно змінювати рівень довіри до візуального та інерціального каналів залежно від поточних умов – наприклад, при погіршенні освітлення або втраті текстурованих ознак.

Важливим напрямом є підвищення якості первинних вимірювань через регулярну калібровку сенсорів з урахуванням температурних і механічних впливів, що особливо актуально для мобільних платформ, які працюють у змінних середовищах. Доцільним також є використання багаторівневої обробки даних, де швидкі оцінки стану формуються на основі інерціальних вимірювань, а більш точні корекції виконуються у фоновому режимі із залученням візуальної інформації та оптимізаційних процедур. Такий підхід дозволяє поєднати вимоги до швидкодії та точності.

Практична ефективність систем суттєво зростає за умови впровадження механізмів оцінювання достовірності даних і відсікання хибних спостережень, що є критичним у середовищах із динамічними об'єктами або повторюваними структурами. Додатково доцільним є врахування кінематичних і динамічних обмежень руху платформи, що дозволяє зменшити невизначеність оцінювання та підвищити стійкість до шумів.

У реальних застосуваннях, зокрема в безпілотних системах, мобільній робототехніці та рятувальних операціях, ефективність також визначається здатністю системи працювати в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Тому практичні рішення повинні передбачати оптимізацію алгоритмів, використання попередньої інтеграції даних та розподіл обчислювальних навантажень між основними і фоновими процесами. У сукупності такі підходи формують адаптивну архітектуру, здатну підтримувати стабільну та точну навігацію в умовах високої невизначеності та змінної якості сенсорної інформації.

4. Висновки. 1. Встановлено, що інтеграція візуальних та інерціальних даних у межах гібридної SLAM-архітектури забезпечує стійке оцінювання стану в умовах деградації візуальної інформації завдяки адаптивному перерозподілу ваг сенсорних каналів. Відмінною рисою отриманого результату є динамічне балансування довіри до джерел даних, що дозволяє уникнути різкого зростання похибки при втраті візуальних ознак, на відміну від традиційних підходів. Це пояснюється комплементарністю сенсорів: інерціальний канал підтримує безперервність руху, тоді як візуальний виконує глобальну корекцію. Кількісно підтверджено зниження інерціального дрейфу на 65–70 % та стабілізацію похибки на рівні 0.7–0.8 % проти ≈2.8 % у традиційних системах.

2. Узагальнено методи підвищення точності локалізації та встановлено, що їх комплексне застосування (калібрування, попередня інтеграція, фільтрація, моделювання руху) забезпечує суттєве підвищення ефективності систем у режимі реального часу. Особливістю результату є поєднання високочастотної динаміки інерціальних вимірювань із корекційними можливостями візуального каналу, що дозволяє зменшити обчислювальне навантаження без втрати точності. Це пояснюється переходом від обробки сирих даних до агрегованих представлень стану. Встановлено скорочення обчислювальної затримки на 60–70 % (з 80–95 мс до 20–25 мс) та підвищення точності локалізації у 6–8 разів (зменшення RMSE з ≈1.7–1.8 м до 0.18–0.25 м).

3. Обґрунтовано рекомендації щодо підвищення ефективності гібридних навігаційних систем, що передбачають впровадження адаптивного зважування сенсорних даних, багаторівневої обробки інформації та механізмів оцінювання достовірності вимірювань. Відмінною рисою запропонованого підходу є орієнтація на стабільність роботи саме в деградованих умовах, що забезпечує перевагу над класичними статичними архітектурами. Це пояснюється здатністю системи адаптуватися до нестаціонарних умов середовища. Практично підтверджено, що запропоновані підходи забезпечують стабільне функціонування системи в режимі реального часу при збереженні точності на рівні до 0.2 м навіть при суттєвому погіршенні видимості.

Конфлікт інтересів. Автор декларує, що не має конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання засобів штучного інтелекту. Автор підтверджує, що не використовував технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок автора. Олександр Усов: концептуалізація, методологія, формальний аналіз, дослідження, написання – оригінальний проєкт, візуалізація.

References:

1. Біганський, Б. М., & Ковалюк, Д. О. (2025). Алгоритм візуально-інерційної одометрії з використанням геометрично-орієнтованої нейронної мережі. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського*. Серія: Технічні науки, 36(75, ч. 2), 39–45. https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.6.2/07

2. Гегельський, О., & Аврутов, В. (2025). Способи навігації БПЛА у складних умовах зовнішнього середовища. *Механіка гіроскопічних систем*, 49, 31–44. https://doi.org/10.20535/0203-3771492025334103

3. Гула, В. С., & Грига, В. М. (2024). Аналіз сучасного стану сенсорів для інерціальної навігації безпілотних літальних апаратів. *Технології та інжиніринг*, 4, 29–47. https://doi.org/10.30857/2786-5371.2024.4.3

4. Невлюдов, І., Новоселов, С., & Сухачов, К. (2023). Метод одночасної локалізації та картографування для побудови 2,5D-карти навколишнього середовища засобами ROS. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*, 2(24), 145–160. https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.24.145

5. Черненко, С., & Бурнашев, В. (2024). Алгоритм інерціально-візуальної орієнтації літального апарата з двома оптичними камерами. *Механіка гіроскопічних систем*, 48, 35–44. https://doi.org/10.20535/0203-3771482024317881

6. Alkendi, Y., Seneviratne, L., & Zweiri, Y. (2021). State of the art in vision-based localization techniques for autonomous navigation systems. *IEEE Access*, 9, 76847–76874. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3082778

7. Borovskova, Y. (2024). Efficiency of using DynamoDB and adaptive polling for processing long-running HTTP requests in server applications on NestJS. *Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського*, 6(149), 86–93. https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.6.10

8. Ding, S., Zhang, T., Jiang, D., & Lei, M. (2025). Underwater visual-inertial-acoustic-depth SLAM with DVL preintegration for degraded environments. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.21215

9. Han, L., Zhang, H., An, N., & Wu, R. (2025). UAV real-time visual navigation and obstacle perception based on dual-attention mechanisms and multimodal fusion. Artificial Life and Robotics, 1–13. https://doi.org/10.1007/s10015-025-01099-x

10. Heshmat, M., Saoud, L. S., Abujabal, M., Sultan, A., Elmezain, M., Seneviratne, L., & Hussain, I. (2025). Underwater SLAM meets deep learning: Challenges, multi-sensor integration, and future directions. *Sensors*, 25(11), Article 3258. https://doi.org/10.3390/s25113258

11. Jarraya, I., Al-Batati, A., Kadri, M. B., Abdelkader, M., Ammar, A., Boulila, W., & Koubaa, A. (2025). GNSS-denied unmanned aerial vehicle navigation: Analyzing computational complexity, sensor fusion, and localization methodologies. *Satellite Navigation*, 6(1), Article 9. https://doi.org/10.1186/s43020-025-00162-z

12. Joshi, B., Bandara, C., Poulakakis, I., Tanner, H. G., & Rekleitis, I. (2023). Hybrid visual inertial odometry for robust underwater estimation. In OCEANS 2023-MTS/IEEE US Gulf Coast (pp. 1–7). https://doi.org/10.23919/OCEANS52994.2023.10336994

13. Merveille, F. F. R., Jia, B., Xu, Z., & Fred, B. (2024). Advancements in sensor fusion for underwater SLAM: A review on enhanced navigation and environmental perception. Sensors, 24(23), Article 7490. https://doi.org/10.3390/s24237490

14. Ou, Y., Fan, J., Zhou, C., Zhang, P., Shen, Z., Fu, Y., & Hou, Z. (2025). An underwater, fault-tolerant, laser-aided robotic multi-modal dense SLAM system for continuous underwater in-situ observation. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.21826

15. Sudevan, V., Zayer, F., Hassan, T., Javed, S., Karki, H., De Masi, G., & Dias, J. (2024). Dehazing-aided multi-rate multi-modal pose estimation framework for mitigating visual disturbances in extreme underwater domain. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.13988

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Oleksandr Usov Postgraduate Student National University "Odesa Polytechnic" Odesa, Ukraine a.usoff@gmail.com ORCID: 0009-0001-1802-2019	Усов Олександр Сергійович аспірант Національний університет «Одеська політехніка» м. Одеса, Україна a.usoff@gmail.com ORCID: 0009-0001-1802-2019

Дата надходження статті: 06.04.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 14.04.2026
Дата прийняття статті: 21.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.8
УДК 004.93

КАСКАДНИЙ МЕТОД УДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМ ДЕТЕКЦІЇ ОБ'ЄКТІВ

Л. Г. Юдіна, Ю. В. Дегтяр

A CASCADE METHOD FOR IMPROVING OBJECT DETECTION SYSTEMS

Lyudmila Yudina, Yuri Degtyar

Анотація

У статті досліджується проблема нестабільності функціонування нейромережевих моделей детекції об'єктів у системах комп'ютерного зору безпілотних літальних апаратів (БпЛА) в умовах динамічної зміни зовнішнього середовища. Показано, що традиційні універсальні моделі, зокрема архітектури сімейства YOLO, демонструють суттєве зниження показників точності (Precision) та повноти (Recall) при зміні погодних умов, освітлення та просторового масштабу об'єктів.

Метою дослідження є підвищення ефективності та стійкості систем детекції об'єктів у реальному часі шляхом розробки адаптивного каскадного методу обробки відеопотоку. Запропоновано підхід Cascade YOLO, що базується на послідовному використанні спеціалізованих нейромережевих моделей із механізмом адаптивного перемикання залежно від рівня впевненості детекції. На відміну від класичних ансамблевих методів, у запропонованому підході повторна обробка кадру не виконується, а наступна модель застосовується до нового кадру, що дозволяє уникнути накопичення затримок.

Методологія дослідження включає побудову математичної моделі каскадного алгоритму, програмну реалізацію та експериментальну перевірку на відеоданих із варіативними умовами спостереження. Проведене порівняння з базовою моделлю Single-YOLO показало підвищення Precision до 0.867 та Recall до 0.824 при незначному зниженні швидкодії (до 5–10 %).

Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого підходу для підвищення надійності систем технічного зору БпЛА. Практична цінність полягає у можливості впровадження методу в бортові системи обробки даних для забезпечення стабільної роботи в умовах невизначеності.

Ключові слова: *комп'ютерний зір, безпілотні літальні апарати, YOLO, каскадні алгоритми, детекція об'єктів, складні погодні умови.*

Abstract

The paper addresses the problem of instability of neural network-based object detection systems deployed on unmanned aerial vehicles (UAVs) under dynamically changing environmental conditions. It is shown that conventional universal models, including the YOLO family architectures, demonstrate a significant degradation of key performance metrics such as Precision and Recall when operating under varying weather conditions, illumination changes, and different object scales.

The aim of the study is to improve the efficiency and robustness of real-time object detection systems by developing an adaptive cascade-based processing method. The proposed Cascade YOLO approach is based on sequential utilization of specialized neural network models combined with an adaptive switching mechanism depending on the confidence level of the current detection. Unlike classical ensemble approaches, the proposed method avoids reprocessing the same frame and instead applies the next model to a new incoming frame, which prevents latency accumulation and preserves real-time performance.

The research methodology includes the development of a mathematical model of the cascade algorithm, its software implementation, and experimental validation on heterogeneous video datasets with varying observation conditions. Comparative analysis with a baseline Single-YOLO model demonstrated an increase in Precision up to 0.867 and Recall up t 0.824, with only a minor decrease in processing speed (within 5–10 %).

The obtained results confirm the effectiveness of the proposed approach in enhancing the reliability of UAV-based computer vision systems. The practical significance of the research lies in the possibility of integrating the method into onboard data processing systems to ensure stable performance under uncertainty and dynamic environmental conditions.

Key words: *computer vision, unmanned aerial vehicles, YOLO, cascade algorithms, object detection, complex weather conditions.*

1. Вступ. Сучасні безпілотні літальні апарати (БпЛА) відіграють ключову роль у задачах моніторингу, розвідки та інспекції інфраструктури. Ефективність виконання цих завдань безпосередньо залежить від роботи бортових систем комп'ютерного зору, основою яких є згорткові нейронні мережі (CNN), зокрема архітектури сімейства YOLO. Вони стали стандартом де-факто завдяки оптимальному балансу між швидкістю та точністю на еталонних наборах даних. Проте функціонування БпЛА відбувається у неструктурованому, високодинамічному середовищі, яке характеризується значною варіативністю зовнішніх факторів. Критичною проблемою залишається нестабільність роботи нейромереж при зміні умов спостереження. Стандартні моделі, навчені на збалансованих датасетах, демонструють

різке падіння показників точності (Precision) та повноти (Recall) при виникненні атмосферних перешкод (дощ, туман, сніг), складного освітлення (відблиски, сутінки) або вібрацій камери.

Додатковим викликом є варіативність просторового масштабу об'єктів. Під час польоту висота та відстань до цілі постійно змінюються: об'єкт може займати як значну частину кадру, так і лише декілька пікселів. Універсальні моделі часто виявляються нездатними однаково ефективно детектувати об'єкти на різних дистанціях: налаштування, оптимальні для «ближнього бою», дають велику кількість хибних спрацювань на дальніх дистанціях, і навпаки. Існуючі методи вирішення цієї проблеми мають суттєві обмеження: використання однієї «важкої» універсальної моделі вимагає значних обчислювальних ресурсів, що є критичним для вбудованих систем БпЛА з обмеженим енергоспоживанням; застосування класичних ансамблів моделей, де кожен кадр паралельно обробляється кількома мережами, призводить до неприпустимого зниження частоти кадрів (FPS) та збільшення затримки (latency), що унеможливлює керування апаратом у реальному часі.

Таким чином, виникає нагальна потреба у розробці адаптивних алгоритмів, які здатні динамічно підлаштовуватися під поточні умови сцени (погода, масштаб) без втрати швидкодії. Актуальним науково-прикладним завданням є створення методу, який дозволив би використовувати переваги спеціалізованих нейромереж, уникаючи при цьому затримок, властивих традиційним підходам до агрегації моделей.

У роботі вирішено актуальне науково-прикладне завдання підвищення надійності та стабільності систем комп'ютерного зору безпілотних літальних апаратів, що функціонують у динамічному середовищі. Результати досліджень підтверджують, що розроблений каскадний метод є перспективним напрямком удосконалення систем автономної навігації та технічного зору, поєднуючи високу адаптивність до зовнішніх умов із вимогами до швидкодії вбудованих систем.

Сучасний розвиток систем технічного зору для безпілотних апаратів базується на глибоких згорткових нейронних мережах. Фундаментальні праці в цій галузі [1;8-12;17;18;] визначають ключову роль машинного навчання у задачах розпізнавання образів. Серед існуючих архітектур особливе місце посідають одностадійні детектори, зокрема сімейство YOLO (You Only Look Once), розвиток якого від версії YOLOv3 [10] до YOLOv4 [2] та сучасних ітерацій YOLOv8 [7] і YOLOv10 [17] дозволив досягти балансу між точністю та швидкістю інференсу. На відміну від двостадійних методів, таких як Faster R-CNN [14], або трансформерних архітектур на кшталт DETR [3], алгоритми YOLO оптимізовані для роботи в реальному часі, що є критичним для БпЛА [16].

Однак, як зазначається у дослідженнях стійкості нейромереж [15], універсальні моделі демонструють падіння ефективності при зміні домену даних (наприклад, перехід від ясної погоди до туману або зміна масштабу цілі). Для вирішення цієї проблеми було запропоновано каскадний метод адаптивного перемикання моделей.

Тому, мета дослідження полягає у підвищенні ефективності та стійкості систем детекції об'єктів на безпілотних літальних апаратах у складних умовах спостереження (атмосферні перешкоди, змінна дальність) шляхом розробки та застосування каскадного методу нейромережевої обробки зображень [5; 6].

2. Матеріали і методи. Методологія базується на гіпотезі, що спеціалізовані нейронні мережі демонструють вищу ефективність у вузьких сценаріях (конкретні погодні умови, різні дистанції до об'єктів), ніж одна універсальна модель. Дослідження передбачає розробку та тестування каскадного алгоритму, який аналізує рівень впевненості поточної моделі і, у разі його падіння нижче порогового значення, ініціює обробку наступного кадру відеопотоку іншою, більш релевантною моделлю. Такий підхід дозволяє уникнути затримок на повторну обробку одного зображення та підтримувати частоту кадрів на рівні пропускної здатності апаратної платформи.

Математична модель та алгоритм роботи. Суть запропонованого підходу полягає у відмові від використання однієї універсальної моделі на користь впорядкованого набору (каскаду) спеціалізованих моделей $M = \{M1, M2, ..., Mn\}$, де кожна модель Mi оптимізована під конкретні умови середовища (ясна погода, опади, низька освітленість) або просторовий масштаб об'єктів.

Для кількісної оцінки ефективності детекції кожного кадру використовуються стандартні метрики точності (Precision) та повноти (Recall). Вони визначаються через елементи матриці помилок за наступними формулами:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP},$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN},$$

де: *TP* (True Positive) – кількість коректно виявлених об'єктів; *FP* (False Positive) – кількість хибних спрацювань (детектор знайшов об'єкт там, де його немає); *FN* (False Negative) – кількість пропущених об'єктів.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Як інтегральна метрика якості використовується mAP (mean Average Precision), що розраховується як середнє значення точності (AP) за всіма N класами об'єктів:

$$mAP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} AP_i,$$

де $\sum$ – сума значень середньої точності для кожного класу і від 1 до N.

На відміну від класичних каскадів, де один кадр послідовно обробляється всіма моделями (що призводить до падіння FPS кратно кількості моделей), розроблений алгоритм використовує стратегію «Look-Ahead Switching».

Нехай F_t поточний кадр відеопотоку в момент часу t. Алгоритм аналізує максимальну впевненість детекції (confidence score) $C(F_t)$ оточної активної моделі M_{curr}.

Логіка перемикання описується системою умов:

$$M_{active}(t+1) = \begin{cases} M_{curr} \text{ якщо } & (C)F_t \geqslant \sigma \\ M_{next} \text{ якщо } & (C)F_t \leqslant \sigma \end{cases}$$

де σ – експериментально встановлений поріг впевненості (наприклад, σ = 0.5), M_{next} – наступна модель у каскаді, натренована на складніші умови. Важливою особливістю є те, що при перемиканні модель M_{next} застосовується вже до нового кадру F_{t+1}, а не до поточного F_t.

Схематичне зображення роботи запропонованого алгоритму наведено на рисунку 1.

Як видно з рисунка 1, система складається з трьох рівнів:

1. $M1$ (Basic/Far): Модель для ясної погоди та загальних планів.
2. $M2$ (Cloudy/Mid): Модель для умов середньої складності.
3. $M3$ (Hard/Near): Модель для складних метеоумов (дощ, туман) або специфічних дистанцій.

Експериментальні дослідження.

Для верифікації методу було проведено порівняльний аналіз базового підходу (Single-YOLOv11) та розробленого каскаду (Cascade YOLO). Тестування проводилося на апаратній платформі Intel Core i7 з використанням бібліотек OpenCV та PyTorch [5; 6].

Результати експериментів, отримані на тестовій вибірці змішаного типу (відео з різними погодними умовами), зведені у таблицю 1.

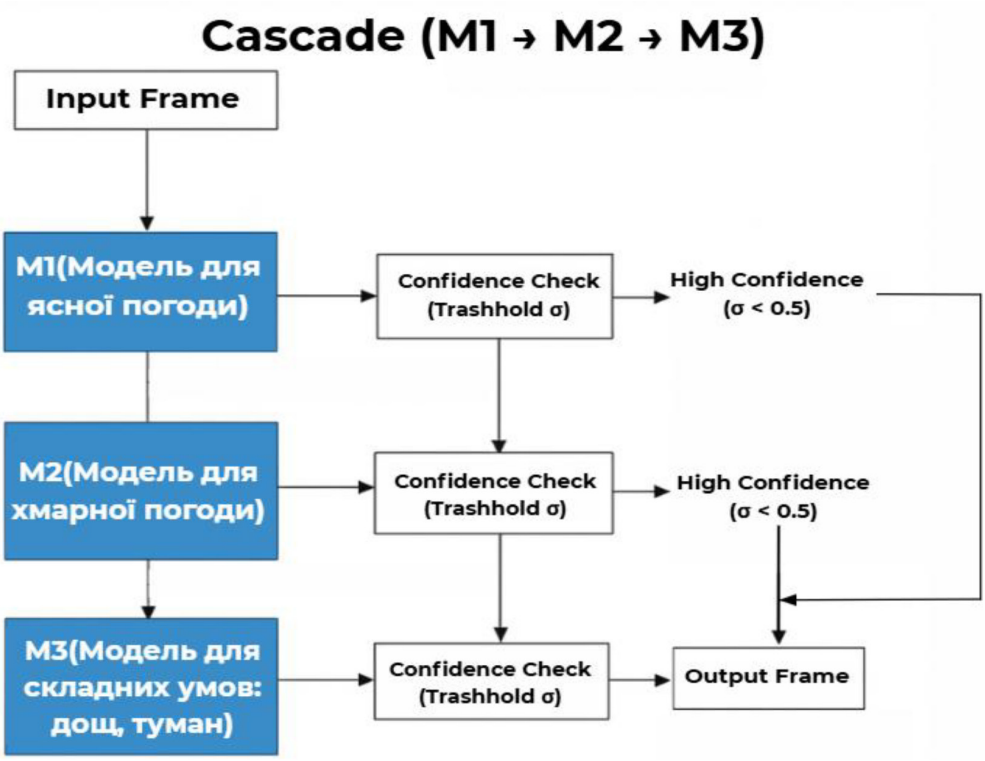

Рис. 1. Блок-схема адаптивного каскадного алгоритму

Таблиця 1

Порівняння ефективності алгоритмів детекції

Алгоритм	Precision	Recall	mAP	Середній FPS	Час обробки кадру (latency)
Single-YOLO (Baseline)	0.734	0.707	0.718	19	50 ms
Cascade ($M1 \rightarrow M2 \rightarrow M3$)	0.867	0.824	0.839	17-18	55 ms

3. Результати і обговорення. Аналізуючи дані таблиці 1, можна констатувати, що каскадний метод забезпечив приріст точності (P) на 18.0 % та повноти (R) на 16.5 %. Показник mAP зріс до 0.839, що свідчить про значно вищу надійність системи у складних сценах.

Особливу увагу слід звернути на показник FPS. У класичних підходах послідовне застосування трьох моделей знизило б швидкість обробки приблизно в 3 рази (до ~6 FPS).

Однак, завдяки застосуванню стратегії обробки нового кадру, середня частота кадрів знизилася лише на 5–10 % (до 17–18 FPS). Це падіння зумовлене накладними витратами на програмне перемикання контексту та завантаження ваг моделей у оперативну пам'ять, але воно не є критичним для задач навігації та трекінгу цілей.

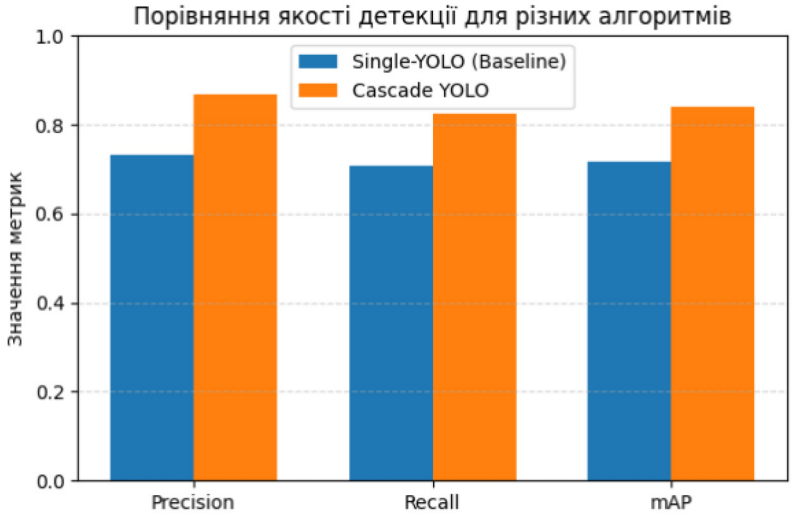

Рис. 2. Порівняння значень Precision, Recall та mAP

Для наочної інтерпретації отриманих результатів побудовано графік зміни основних метрик якості для базового алгоритму та запропонованого каскадного підходу.

Як видно з рис. 2, запропонований каскадний підхід демонструє суттєве підвищення якості детекції порівняно з одиничною моделлю. Значення Precision зростає з 0.734 до 0.867 (приблизно на 18.1 %), Recall – з 0.707 до 0.824 (на 16.5 %), а інтегральний показник mAP – з 0.718 до 0.839 (на 16.9 %). Це свідчить про зменшення кількості як хибних спрацювань, так і пропусків об'єктів у складних сценах.

Таким чином, результати підтверджують переваги спеціалізації моделей, про що згадується в роботах з оптимізації нейромереж [4; 18], але в ході дослідження це досягнуто без втрати реального часу виконання.

У дослідженні вирішено актуальне науково-прикладне завдання підвищення надійності та стабільності систем комп'ютерного зору безпілотних літальних апаратів, що функціонують у динамічному середовищі. На основі проведених досліджень та експериментальних даних можна зробити наступні висновки:

Підтверджено ефективність спеціалізації. Доведено, що використання набору вузькоспеціалізованих моделей YOLO, натренованих окремо для різних погодних умов (ясна погода, дощ, туман) та різних масштабів об'єктів (ближня/дальня дистанція), забезпечує вищі показники точності (Precision) та повноти (Recall) порівняно з використанням однієї універсальної моделі, яка часто втрачає ефективність при зміні контексту сцени.

Оптимізовано швидкодію каскаду. Розроблено та протестовано унікальну стратегію адаптивного перемикання, яка при низькій впевненості поточної моделі ініціює обробку наступною нейромережею нового актуального кадру відеопотоку, а не повторну обробку попереднього. Це дозволило усунути головний недолік класичних каскадних схем – накопичення затримок (latency).

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Експериментально встановлено, що зниження середнього показника FPS при такій схемі не перевищує 5–10 % порівняно з одиночною моделлю, що є критично важливим для керування БпЛА в реальному часі.

Збалансовано точність та ресурсоємність. Запропонований метод дозволяє динамічно адаптувати обчислювальне навантаження: у простих умовах система працює з максимальною продуктивністю, використовуючи базову модель, а у складних (атмосферні перешкоди або зміна відстані до цілі) – автоматично задіює більш релевантні моделі для підтримки високої якості детекції.

Практична цінність. Результати досліджень можуть бути імплементовані в бортові системи обробки інформації розвідувальних та ударних дронів, забезпечуючи стабільне захоплення та супровід цілей незалежно від погодних умов та маневрування апарата за висотою/відстанню.

Таким чином, розроблений каскадний метод є перспективним напрямком удосконалення систем автономної навігації та технічного зору, поєднуючи високу адаптивність до зовнішніх умов із вимогами до швидкодії вбудованих систем.

4. Висновки. Вперше запропоновано метод адаптивної каскадної детекції об'єктів для БпЛА, який, на відміну від класичних ансамблевих підходів, здійснює динамічне перемикання між нейромережами, спеціалізованими не лише за типами об'єктів, а й за умовами спостереження (атмосферні явища, освітлення) та просторовим масштабом (відстань до цілі). Це дозволяє забезпечити високу точність розпізнавання у широкому діапазоні висот польоту та погодних умов.

Удосконалено алгоритм управління обчислювальним потоком у системах комп'ютерного зору реального часу: розроблено стратегію перемикання моделей, яка при недостатній впевненості детекції ініціює обробку не поточного, а наступного актуального кадру відеопотоку. Таке рішення дозволило усунути затримки, властиві традиційним каскадним методам, і зберегти швидкодію системи на рівні, близькому до одиночної моделі (втрати FPS не перевищують 5–10 %).

Набуло подальшого розвитку дослідження стійкості архітектур YOLO до візуальних перешкод, що дозволило експериментально визначити оптимальні порогові значення впевненості (confidence threshold) для автоматичного перемикання між моделями «ближнього/дальнього» плану та «ясних/складних» погодних умов.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних. Рукопис має пов'язані дані у сховищі даних.

Використання даних штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок авторів. Людмила Юдіна: формування наукової концепції, математичне моделювання процесів, обробка даних; Юрій Дегтяр: підготовка ілюстративного матеріалу, реалізація експериментальної частини, перевірка працездатності методу.

References:

1. Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934,

2. Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., Zagoruyko, S. (2020). End-to-End Object Detection with Transformers (DETR). ECCV,

3. Ge, Z., Liu, S., Wang, F., Li, Z., Sun, J. (2021). YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021. arXiv:2107.08430,

4. Кашкевич, С. О., Нечипорук, О. П., Апенько, Н. В., Брановицька, І. В. (2025). Метод оптимізації маршрутів на основі поведінки змій в системах обміну даними БпЛА. *Інформаційні технології та суспільство*. № 4 (19). С. 78–82. https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.13

5. IBM. Computer Vision. https://www.ibm.com/think/topics/computer-vision

6. Jocher, G. et al. (2023). YOLOv8: Ultralytics Next-Generation Object Detector. GitHub release,

7. Khan, A. A., Laghari, A. A., Awan, S. A. Machine Learning in Computer Vision: A Review.

8. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S. (2016). SSD: Single Shot MultiBox Detector. ECCV

9. Redmon, J., Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv:1804.02767,

10. Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J. (2015). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. NeurIPS,

11. Szeliski, R. (2021). Computer Vision: Algorithms and Applications, 2nd Edition. Final draft, September 30, © 2022 Springer.

12. Svitlana Kashkevich (Ed.) (2025). Decision support systems: mathematical support. Kharkiv : TECHNOLOGY CENTER PC. https://doi.org/10.15587/978-617-8360-13-9.

13. Svitlana Kashkevich, Illia Dmytriiev, Inna Shevchenko, Oleksandr Lytvynenko, Lyubov Shabanova-Kushnarenko, Nataliia Apenko. (2024). Scientific-method apparatus for improving the efficiency of information processing using artificial

intelligence. Information and control systems: modelling and optimizations: collective monograph. Kharkiv : TECHNOLOGY CENTER PC, pp. 137–167. https://doi.org/10.15587/978-617-8360-04-7.ch5.

14. Tan, M., Pang, R., Le, Q.V. (2020). EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection. CVPR,

15. Ultralytics. YOLO Documentation. https://docs.ultralytics.com

16. Wang, A., Chen, H., Liu, L., Chen, K., Lin, Z., Han, J., Ding, G. (2024). YOLOv10: Real-time end-to-end object detection. arXiv preprint arXiv:2405.14458,

17. Wang, C.Y., Bochkovskiy, A., Liao, H.Y.M. (2021). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. arXiv:2207.02696,

18. Xu, Y., et al. (2023). DAMO-YOLO: A Report on Real-Time Object Detection Design. arXiv:2303.04784

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Yudina Lyudmila Postgraduate Student Department of Computer Information Technologies, Kyiv Aviation Institute 1 Lyubomyr Huzar Avenue, Kyiv, 03058 ORCID: 0000-0001-7496-8418	Юдіна Людмила Геннадіївна аспірант Кафедра комп'ютерних інформаційних технологій, Київський авіаційний інститут просп. Любомира Гузара, 1, Київ, 03058 ORCID: 0000-0001-7496-8418
Yuri Degtyar Senior Lecturer in the Department of Intelligent Cybernetic Systems, Kyiv Aviation Institute 1 Lyubomyr Huzar Avenue, Kyiv, 03058 6433061@stud.kai.edu.ua yurii.dehtiar@npp.kai.edu.ua ORCID: 0000-0001-5615-2474	Дегтяр Юрій Віталійович старший викладач кафедри інтелектуальних кібернетичних систем, Київський авіаційний інститут просп. Любомира Гузара, 1, Київ, 03058 6433061@stud.kai.edu.ua yurii.dehtiar@npp.kai.edu.ua ORCID: 0000-0001-5615-2474

Дата надходження статті: 20.03.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 07.04.2026
Дата прийняття статті: 17.04.2026
Дата публікації статті: 01.06.2026

НОТАТКИ

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА СУСПІЛЬСТВО

INFORMATION TECHNOLOGY AND SOCIETY

ВИПУСК 1 (20)
ISSUE 1 (20)

2026

Коректура
Ірина Чудеснова

Комп'ютерна верстка
Тетяна Клименко

Формат 60x84/8. Гарнітура Cambria.
Папір офсет. Цифровий друк.
Дата розміщення онлайн: 01.06.2026. Дата друку: 08.06.2026.
Ум. друк. арк. 8,84. Замов. № 0526/439. Наклад 300 прим.

Видавництво і друкарня – Видавничий дім «Гельветика»
65101, Україна, м. Одеса, вул. Інглезі, 6/1
Телефон +38 (095) 934 48 28, +38 (097) 723 06 08
E-mail: mailbox@helvetica.ua
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
ДК No 7623 від 22.06.2022 р.