

ЦЕНТР ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОГО ТА ТЕХНІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ
МОНІТОРИНГУ ОБ'ЄКТІВ АТОМНОЇ ЕНЕРГЕТИКИ НАН УКРАЇНИ
ІНСТИТУТ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ОСВІТИ НАПН УКРАЇНИ



2025

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У НАУЦІ

МОНОГРАФІЯ

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SCIENCE

MONOGRAPH

УДК 004.8:(004.65+004.9):001.891:001:378
 ISBN 978-617-8830-09-0
 DOI: 10.33407/lib.NAES.id/748335

Штучний інтелект у науці : монографія / [авт. колектив]; за ред. Яцишина Андрія та Яцишин Анни. – Київ: ФОП Ямчинський О.В., 2025. – 232 с.

Artificial Intelligence in Science: Monograph / [Collective of authors]; edited by Iatsyshyn Andrii and Iatsyshyn Anna. – Kyiv: Sole Proprietor Yamchynskiy O.V., 2025. – 232 p.

Автори: Абрамов С., Кравченко С., Синиціна Ю., Титаренко О. (Розділ I.); Гладун А., Хала К. (Розділ II); Гмиря В., Романовська Л., Нікітченко А., Панченко А. (Розділ III); Головчак М. (Розділ IV); Hrytsuliak H. (Chapter V); Karmadonova T. (Chapter VI); Komarov A. (Chapter VII); Кирилаха С. (Розділ VIII); Кривчун В. (Розділ IX); Ostapenko O. (Chapter X); Політова А. (Розділ XI); Попов О., Яцишин А., Ковач В., Кочелаб Є., Хапко Ю. (Розділ XII); Romanuyuk O., Zavalniuk Y., Bobko O., Stakhov O., Romanuyuk S. (Chapter XIII); Рогушина Ю., Гришанова І. (Розділ XIV); Цехмістренко С., Бітюцький В., Ластовська І. (Розділ XV); Шахновський А., Квітка О., Колюшко О. (Розділ XVI); Шевцов А. (Розділ XVII).

Рекомендовано до друку вченою радою Центру інформаційно-аналітичного та технічного забезпечення моніторингу об'єктів атомної енергетики НАН України (протокол №10 від 2 грудня 2025 року)

За редакцією:

Яцишина Андрія, доктора технічних наук, старшого наукового співробітника, заступника директора з наукової роботи Центру інформаційно-аналітичного та технічного забезпечення моніторингу об'єктів атомної енергетики НАН України,

Яцишин Анни, доктора педагогічних наук, старшого наукового співробітника, провідного наукового співробітника відділу хмаро орієнтованих систем і штучного інтелекту в освіті Інституту цифровізації освіти НАПН України.

Рецензенти:

Артемчук Володимир, доктор технічних наук, старший науковий співробітник, заступник директора з науково організаційної роботи Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, **Зайцев Євген**, доктор технічних наук, старший науковий співробітник, завідувач відділу теоретичної електротехніки та діагностики електротехнічного обладнання Інституту електродинаміки НАН України, професор кафедри прикладних інформаційних систем факультету інформаційних технологій Київського національного університету імені Тараса Шевченка.

Автори несуть відповідальність за зміст і достовірність наукових матеріалів, правильність бібліографічних посилань та дотримання норм академічної доброчесності. Використані під час підготовки матеріалів цифрові інструменти не знімають з авторів відповідальності за поданий текст. Позиція редакторів і рецензентів може не збігатися з науковими поглядами авторів матеріалів.

Монографія присвячена комплексному аналізу ролі та можливостей застосування штучного інтелекту в наукових дослідженнях. Розглянуто теоретичні, методологічні та прикладні аспекти використання методів аналізу даних, машинного й глибокого навчання та інтелектуальних систем підтримки рішень у природничих, технічних і гуманітарних науках. Особливу увагу приділено порівняльному аналізу моделей штучного інтелекту, розвитку онтологічних підходів, застосуванню інтелектуальних технологій у сфері оборони, управлінні складними системами, хімії, матеріалознавстві, енергетиці, біотехнологіях, а також у дослідженні соціальних процесів. Окремо порушуються питання академічної доброчесності та використання штучного інтелекту при підготовці наукових робіт.

Монографія адресована науковцям, викладачам, аспірантам і всім фахівцям, зацікавленим у використанні штучного інтелекту в наукових дослідженнях.

© Центр інформаційно-аналітичного
 та технічного забезпечення моніторингу об'єктів атомної енергетики НАН України, 2025
 © Інститут цифровізації освіти НАПН України, 2025
 © Авторський колектив, 2025

ЗМІСТ

ПЕРЕДМОВА	4
РОЗДІЛ I. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	6
РОЗДІЛ II. ЗБАГАЧЕННЯ ОНТОЛОГІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОНЛАЙНОВИМИ ВЕБРЕСУРСАМИ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ПЛАНУВАННЯ МІСІЙ РОЮ БПЛА.....	26
РОЗДІЛ III. ПЕРЕВАГИ ТА ВИКЛИКИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ГАЛУЗІ ОБОРОНИ.....	44
РОЗДІЛ IV. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ПРИЙНЯТТІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ: ПЕРСПЕКТИВИ ФЕДЕРАТИВНОГО НАВЧАННЯ	60
CHAPTER V. ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN CHEMISTRY: CURRENT STATE AND PROSPECTS	69
CHAPTER VI. THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN STUDYING FORCED MIGRATION OF SCIENTISTS DURING THE FULL-SCALE WAR IN UKRAINE	86
CHAPTER VII. ACCELERATING SCIENTIFIC HYPOTHESIS TESTING THROUGH MULTI-MODEL AI REASONING: CASE STUDIES IN OPTICS.....	94
РОЗДІЛ VIII. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ДЛЯ ВДОСКОНАЛЕННЯ МЕХАНІЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ МАТЕРІАЛІВ	105
РОЗДІЛ IX. МАЛОДОСЛІДЖЕНА ЛІТЕРАТУРА ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ: ХТО КОГО НАВЧАЄ? (НА МАТЕРІАЛІ ТВОРЧОСТІ ОЛЕНИ ЗВИЧАЙНОЇ).113	
CHAPTER X. APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SCIENTIFIC RESEARCH IN THE FIELD OF HEAT POWER ENGINEERING.....	125
РОЗДІЛ XI. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ПРИ НАПИСАННІ НАУКОВИХ РОБІТ: ЧИ ЧЕСНО ЦЕ?.....	136
РОЗДІЛ XII. ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АПАРАТНО-ПРОГРАМНИХ КОМПЛЕКСАХ НА БАЗІ БПЛА	153
CHAPTER XIII. ARTIFICIAL INTELLIGENCE USAGE FOR THE FORMATION OF GRAPHIC IMAGES	165
РОЗДІЛ XIV. ВИКОРИСТАННЯ СЕМАНТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА REINFORCEMENT LEARNING У ПОБУДОВІ ПЕРСОНАЛЬНИХ ШЛЯХІВ НАВЧАННЯ.....	182

РОЗДІЛ XV. ІНТЕГРАЦІЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ХІМІКО-БІОТЕХНОЛОГІЧНІ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	198
РОЗДІЛ XVI. НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ РЕЖИМІВ ПРОЦЕСУ ВИРОБНИЦТВА ПОЛІВІНІЛХЛОРИДУ	212
РОЗДІЛ XVII. КРИТИЧНИЙ РОЗГЛЯД ПОНЯТТЯ «СВІДОМІСТЬ» У СУЧАСНІЙ МЕТОДОЛОГІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ.....	223

ПЕРЕДМОВА

Сучасний розвиток науки тісно пов'язаний із широким використанням технологій штучного інтелекту (ШІ). Методи аналізу великих масивів даних, машинне та глибоке навчання, інтелектуальні системи підтримки рішень впливають на спосіб постановки наукових задач, побудову моделей і перевірку отриманих результатів. У цих умовах актуальним стає виважений аналіз можливостей і обмежень застосування ШІ в різних галузях наукового знання.

Монографію підготовлено в межах співпраці між Національною академією наук України та Національною академією педагогічних наук України за підсумками **II Міжнародної наукової конференції «Штучний інтелект у науці та освіті» / Artificial Intelligence in Science and Education (AISE 2025)**, що відбулася 15 квітня 2025 року за участі провідних наукових установ України та міжнародних партнерів. Конференція стала міждисциплінарною платформою для обговорення актуальних теоретичних і прикладних аспектів використання технологій штучного інтелекту в наукових дослідженнях, економіці та освітніх практиках, об'єднавши представників академічної спільноти й практиків. Під час конференції було представлено пленарні доповіді вітчизняних і зарубіжних фахівців, а також проведено тематичні майстер-класи й секційні засідання, присвячені розвитку та застосуванню методів машинного навчання, нейронних мереж і інтелектуальних систем.

Монографія спрямована на комплексне висвітлення теоретичних, методологічних і прикладних аспектів використання ШІ в наукових дослідженнях. Її структура відображає міждисциплінарний характер проблематики та поєднує технічні, природничі й гуманітарні підходи до аналізу інтелектуальних технологій. Представлені матеріали дозволяють розглянути ШІ не лише як набір алгоритмів, а як чинник, що впливає на трансформацію наукових практик і дослідницької культури загалом.

У перших розділах здійснено порівняльний аналіз моделей ШІ та розглянуто питання збагачення онтологічних моделей за рахунок сучасних онлайн-вебресурсів. Це створює підґрунтя для подальшого аналізу прикладних рішень,

зокрема у сфері інтелектуального планування місій рою безпілотних літальних апаратів і застосування ІІІ в апаратно-програмних комплексах. Окремий блок досліджень присвячено використанню ІІІ в галузі оборони та управлінні складними системами, де особливо актуальними є питання надійності, безпеки та відповідальності.

Значна увага в монографії приділяється застосуванню ІІІ в хімії, матеріалознавстві, тепловій енергетиці та хіміко-біотехнологічних дослідженнях. Показано, що інтелектуальні методи сприяють прискоренню наукових експериментів, оптимізації технологічних процесів і підвищенню ефективності досліджень. Також розглянуто можливості ІІІ в аналізі соціальних і гуманітарних явищ, зокрема у вивченні вимушеної міграції науковців у контексті воєнних викликів.

Завершальні розділи присвячено проблемам академічної доброчесності, використанню ІІІ під час написання наукових робіт і критичному осмисленню поняття «свідомість» у сучасній методології ІІІ.

Монографія адресована науковцям, викладачам, аспірантам і всім фахівцям, зацікавленим у використанні ІІІ в наукових дослідженнях.

РОЗДІЛ І. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

DOI

Абрамов Сергій^{1[0000-0003-0675-4850]}, **Кравченко Сергій**^{1[0000-0002-1923-5702]},
Синиціна Юлія^{2[0000-0002-6447-821X]}, **Титаренко Олексій**^{1[0000-0002-3271-9402]}

¹Київський інститут Національної гвардії України, МВС України, Київ, Україна

²Дніпровський державний університет внутрішніх справ МВС України, Дніпро,
 Україна

abramovs706@gmail.com

Анотація. У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрової ери зростає нагальна потреба у методологічно обґрунтованому підході до порівняння нейромережових моделей. В роботі проаналізовано існуючі методи порівняльного аналізу нейромережових моделей, розроблено узагальнену методику та алгоритм порівняльного аналізу, визначено ключові характеристики та особливості моделей штучного інтелекту, обґрунтовано критерії оцінки їх ефективності. Визначено, що для повноцінного порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту необхідно комбінувати теоретичний контент-аналіз, SWOT-аналіз та експериментальний аналіз (Benchmarking). Це дозволить отримати всебічну оцінку моделей ШІ та створити рекомендації щодо вибору оптимальних підходів для різних сфер їх застосування.

Ключові слова: штучний інтелект, SWOT-аналіз, кейсовий аналіз, ChatGPT, Gemini.

COMPARATIVE ANALYSIS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS

Abramov Serhii, Kravchenko Serhii, Synytsina Yulia, Tytarenko Oleksii

Abstract. The current conditions of digital era's rapid development require an urgent need for a methodological approach to compare neural network models. This work analyzes the existing methods of neural network models comparative analysis, develops a generalized methodology and algorithm of comparative analysis, identifies key characteristics and features of artificial intelligence models, substantiates the criteria for assessing it's effectiveness. It was found that for a full-fledged comparative analysis of

artificial intelligence models it is necessary to combine theoretical content analysis, SWOT analysis and experimental analysis (Benchmarking). This will allow to comprehensively evaluate AI models and to create recommendations for choosing optimal approaches for various areas of their application.

Keywords: artificial intelligence, SWOT analysis, case study, ChatGPT, Gemini.

Вступ. Використання штучного інтелекту (ШІ) відіграє ключову роль в трансформації сучасного освітнього процесу та наукових досліджень, при цьому широко застосовується у таких сферах, як економіка, медицина, бізнес та автоматизація. В реаліях сьогодення «військовий» штучний інтелект використовується в широкому спектрі застосувань – від обробки даних і прогнозової аналітики до розпізнавання цілей і моніторингу. Збройні сили в усьому світі впроваджують навчальні програми на основі штучного інтелекту, які імітують ці передові бойові сценарії, дозволяючи особовому складу розвивати складні навички, необхідні для ефективної роботи в цю нову еру війни [1].

У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрової ери зростає нагальна потреба у методологічно обґрунтованому підході до порівняння нейромережевих моделей. Різноманітність архітектур, алгоритмів навчання та критеріїв оцінки ускладнюють вибір оптимального рішення для конкретних завдань. Методологія порівняльного аналізу нейромережевих моделей дозволяє об'єктивно оцінювати їх ефективність, інтерпретованість, стійкість до змінних даних та ресурсомісткість. Визначення ключових критеріїв оцінки та розробка уніфікованих підходів до порівняння сприятиме підвищенню прозорості, надійності та адаптивності ШІ-систем у різних сферах – від медицини та фінансів до автоматизованого управління, кібербезпеки та «військового» ШІ.

Таким чином, дослідження методологічних аспектів порівняльного аналізу нейромережевих моделей є надзвичайно актуальним для забезпечення обґрунтованого вибору моделей, їх оптимізації та впровадження у реальні застосування.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Відповідно до Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні, ШІ став організованою сукупністю інформаційних технологій, що дозволяє виконувати складні завдання за допомогою використання наукових методів дослідження та алгоритмів обробки інформації. ШІ здатний створювати та використовувати власні бази знань, моделі рішень, алгоритми роботи з інформацією та визначати способи досягнення поставлених завдань [2-5]. Такі моделі варіюють від простих лінійних регресій до складних нейронних мереж, які імітують роботу людського мозку. Залежно від типу даних і завдань, моделі ШІ можуть використовувати різні підходи, такі як машинне навчання, обробка природної мови, робототехніка та експертні системи [6, 7].

До ключових факторів, які визначають потребу в порівняльному аналізі моделей, потрібно віднести: широке застосування ШІ у різних сферах, таких як освіта, медицина, бізнес, наукові дослідження та автоматизація; зростаюча конкуренція між розробниками великих мовних моделей (LLM) та необхідність вибору найбільш ефективного рішення для конкретних завдань; проблеми етики, прозорості та надійності ШІ, які потребують додаткового аналізу та досліджень; різниця в архітектурі, алгоритмах навчання та продуктивності вимагає комплексного оцінювання та тестування.

Відсутність єдиних критеріїв оцінки, які враховують продуктивність, адаптивність, обчислювальну складність та інші ключові характеристики різних моделей, ускладнює інтеграцію штучного інтелекту в критично важливі галузі, такі як національна безпека, фінанси, медицина та автономні системи.

Загальні напрями досліджень видатних вчених в області глибокого навчання та нейронних мереж мали своє відображення у наукових працях Шевченко А.І., Рамазанова С.К., Купцова Є.О. [8], в той же час, методи оцінки ефективності нейронних мереж та їх порівняльний аналіз були висвітленні у наукових працях Бажана Т.О. [9]. Дослідженнями нейромережевих моделей у контексті штучного інтелекту та їх оптимізації займалися видатні вчені Рижко О., Райнікова Т., Крайніков Е. [10], Налівайко О. [11] та інші.

Аспекти теоретичної та практичної реалізації нейромережових підходів висвітлено в наукових працях видатних вчених Kulsoom F., Narejo, S., Mehmood Z., Chaudhry H.N., Butt A., Bashir A.K., Hinton G., Bishop Ch. Bengio Y., Tlili A., Shehata B., Adarkwah M.A., Bozkurt A., Hickey D.T., Huang R. & Agyemang B., Rodríguez-Hernández C.F., Musso M., Kyndt E. and Cascallar E. [12-16]. Ці науковці є авторитетами у галузі машинного навчання та нейронних мереж, їх роботи потрібно враховувати для порівняльного аналізу різних нейромережових моделей, критеріїв оцінки їх ефективності та розробки підходів до оптимізації.

Результати дослідження.

Основні методи дослідження для порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту. Для проведення якісного порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту використовуються різноманітні методи дослідження. Вони дозволяють оцінити продуктивність, ефективність та застосовність моделей у різних умовах.

До основних методів порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту потрібно віднести: теоретичний аналіз; SWOT-аналіз; експериментальний аналіз; метод багатокритеріального аналізу (MCDM); аналіз продуктивності та масштабованості; аналіз інтерпретованості та прозорості моделей; аналіз ризиків та безпеки; кейсовий аналіз (Case Study). Розглянемо більш детально мету та можливості кожного методу порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту.

- **Теоретичний аналіз.** Мета: визначити принципи роботи, архітектурні особливості та ключові характеристики моделей ШІ. Теоретичний аналіз включає: аналіз наукових статей, технічної документації, звітів та стандартів; вивчення архітектури моделей (MLP, CNN, RNN, Transformers тощо); порівняння алгоритмів навчання (supervised, unsupervised, reinforcement learning); дослідження історії розвитку моделей ШІ та їх еволюції.

- **SWOT-аналіз.** Мета: виявити сильні та слабкі сторони, можливості та загрози різних моделей. Даний метод включає визначення: сильних, слабких сторін, а також можливості та загрози. Strengths (сильні сторони): висока

точність, ефективність, масштабованість. Weaknesses (слабкі сторони): висока обчислювальна складність, потреба в великих обсягах даних. Opportunities (можливості): інтеграція з новими технологіями, автоматизація процесів. Threats (загрози): етичні проблеми, ризик упередженості, кібератаки.

- **Експериментальний аналіз (Benchmarking).** Мета: провести тестування моделей III на спільних наборах даних для об'єктивного порівняння, а саме: використання стандартних датасетів (MNIST, CIFAR-10, ImageNet, IMDB, COCO); запуск моделей на однакових параметрах та аналіз метрик ефективності (Accuracy, Precision, Recall, F1-score, RMSE); вимірювання часу навчання та продуктивності в різних обчислювальних середовищах (CPU, GPU, TPU); аналіз роботи моделей на обмежених обчислювальних ресурсах.

- **Метод багатокритеріального аналізу (MCDM – Multi-Criteria Decision Making).** Мета: Оцінити моделі за кількома критеріями та визначити найоптимальнішу. Даний аналіз дозволяє провести дослідження з визначення критеріїв порівняння (точність, швидкість, інтерпретованість, енергоспоживання) та використання методів АНР (Analytic Hierarchy Process), TOPSIS, ELECTRE, а також оцінка моделей на основі зважених коефіцієнтів та ранжування.

- **Аналіз продуктивності та масштабованості.** Мета: Оцінити здатність моделей працювати на великих наборах даних та в реальному часі. Даний метод дозволяє провести тестування моделей на великих потоках даних, та оцінити ефективності роботи в хмарних середовищах (Google Cloud, AWS, Azure AI), а також провести аналіз швидкодії моделей при різних обсягах вхідних даних.

- **Аналіз інтерпретованості та прозорості моделей.** Мета: Визначити, наскільки модель зрозуміла для користувачів і чи можна пояснити її рішення. Застосування даного методу до порівняльного аналізу дозволить визначити можливість використання методів пояснюваності III (LIME, SHAP), провести аналіз рівня довіри користувачів до результатів моделі та визначить механізми боротьби з алгоритмічними упередженнями.

- **Аналіз ризиків та безпеки.** Мета: виявити потенційні загрози та вразливості в роботі моделей ШІ. Даний аналіз дозволяє проаналізувати стійкості моделей до Adversarial Attack (атаки, що змінюють вхідні дані), оцінити можливі загрози для конфіденційності та безпеки даних та перевірити відповідності етичним нормам та законодавчим вимогам (GDPR, ISO/IEC 27001).

- **Кейсовий аналіз (Case Study).** Мета: Дослідити реальні випадки впровадження різних моделей у бізнесі та науці. Даний метод дозволяє вивчення практичного застосування моделей у фінансах, медицині, промисловості та проводити аналіз успішних кейсів, виявлення факторів, що вплинули на ефективність, а також визначити проблеми, що виникли при впровадженні моделей, та шляхів їх вирішення.

Таким чином, для проведення комплексного дослідження порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту доцільно використовувати поєднання теоретичних, експериментальних та аналітичних методів. Це дозволить отримати об'єктивні результати та визначити найефективніші підходи до застосування ШІ в різних сферах. Результати оцінки методів дослідження порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту з точки зору визначення переваг та недоліків кожного, наведеного вище методу представлені у таблиці 1.

Алгоритм проведення порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту. До основних етапів проведення порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту потрібно віднести: визначення мети та критеріїв аналізу; вибір моделей для аналізу; теоретичний аналіз моделей; практичне тестування моделей (Benchmarking); порівняльний аналіз результатів; формулювання висновків та рекомендацій.

Алгоритм проведення порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту складається з шести етапів, а саме:

- **Етап 1.** Визначення мети та критеріїв аналізу:
 - Визначити основну мету дослідження (наприклад, вибір найкращої моделі для конкретного завдання).

- Окреслити сферу застосування моделей (обробка тексту, зображень, прогнозування тощо).

- Визначити ключові критерії порівняння (продуктивність, точність, швидкість, інтерпретованість, безпека тощо).

- **Eman 2.** Вибір моделей для аналізу:

- Зібрати список актуальних моделей ШІ, що використовуються у вибраній сфері.

- Описати кожен модель (архітектура, особливості, популярність).

- Визначити відкриті бібліотеки та фреймворки, що підтримують дані моделі.

- **Eman 3.** Теоретичний аналіз моделей:

- Провести огляд наукової літератури та технічної документації.

- Виконати SWOT-аналіз кожної моделі (сильні та слабкі сторони, можливості, загрози).

- Визначити обмеження кожної моделі (апаратні вимоги, точність, можливість адаптації).

- **Eman 4.** Практичне тестування моделей (Benchmarking):

- Вибрати набір тестових даних для оцінки продуктивності.

- Запустити моделі в однакових умовах (апаратні ресурси, середовище виконання).

- Виміряти основні метрики продуктивності: точність (Accuracy, F1-score, Recall, Precision); швидкість роботи (час навчання, інференсу); споживання ресурсів (оперативна пам'ять, процесорні/графічні ядра).

- Провести аналіз масштабованості моделей при зміні обсягу даних.

Таблиця 1

Переваги та недоліки методів дослідження порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту

№№	Назва методу	Зміст методу	Переваги методу	Недоліки методу
1.	Теоретичний аналіз	Вивчення наукової літератури, технічної документації та існуючих досліджень щодо моделей ШІ	1.Глибоке розуміння принципів роботи моделей. 2.Виявлення основних тенденцій у розвитку ШІ. 3.Використання вже перевірених джерел інформації	1. Відсутність практичного тестування. 2. Можливе застарівання інформації через швидкий розвиток технологій. 3. Важко оцінити реальну ефективність моделей без практичного тестування.
2	SWOT-аналіз	Аналіз сильних і слабких сторін, можливостей та загроз для різних моделей	Простий у застосуванні, добре структурує інформацію. Дає загальну картину переваг та ризиків. Дозволяє оцінити потенціал моделей у реальних умовах.	Суб'єктивний метод, залежить від досвіду аналітика. Не враховує кількісні метрики продуктивності моделей. Важко застосувати для точного порівняння моделей
3	Експериментальний аналіз (Benchmarking)	Тестування моделей на стандартних наборах даних і вимірювання їх продуктивності.	Дає об'єктивні кількісні оцінки продуктивності. Дозволяє порівнювати моделі в однакових умовах. Визначає ефективність моделей у реальних сценаріях	Потребує значних обчислювальних ресурсів. Може бути залежним від вибору тестового набору даних. Не враховує фактори, пов'язані з інтерпретованістю та безпекою моделей.
4	Метод багатокритеріального аналізу (MCDM – Multi-Criteria Decision Making)	Оцінка моделей за різними критеріями та визначення найоптимальнішої	Враховує одночасно кілька факторів оцінки. Об'єктивний та формалізований підхід. Дозволяє ранжувати моделі за комплексною оцінкою.	Потребує експертного визначення вагових коефіцієнтів для критеріїв. Складний у реалізації через необхідність математичних розрахунків. Може бути нечутливим до дрібних відмінностей між моделями.
5	Аналіз продуктивності та масштабованості	Дослідження здатності моделей працювати на великих наборах даних та у реальному часі.	Дозволяє оцінити реальну ефективність моделей у промислових умовах. Визначає оптимальні апаратні конфігурації для роботи моделей.	Потребує великих обчислювальних ресурсів. Важко оцінити довгострокову ефективність моделей. Не враховує інтерпретованість та зручність використання моделей.

№№	Назва методу	Зміст методу	Переваги методу	Недоліки методу
			Корисний для вибору моделі для великих проєктів.	
6	Аналіз інтерпретованості та прозорості моделей	Дослідження здатності пояснювати результати, отримані моделями.	Дозволяє оцінити рівень довіри до моделей. Важливий для використання ІІІ в критично важливих галузях (медицина, фінанси). Дозволяє виявити та усунути алгоритмічні упередження.	Вимагає додаткових ресурсів для пояснення роботи моделей. Деякі моделі (наприклад, глибокі нейромережі) важко інтерпретувати. Може не враховувати продуктивність моделей.
7	Аналіз ризиків та безпеки	Виявлення загроз, пов'язаних з роботою моделей ІІІ.	Допомагає уникнути атак на моделі ІІІ. Забезпечує дотримання етичних стандартів та законодавчих вимог. Важливий для роботи з конфіденційними даними.	Може бути складним у реалізації. Вимагає глибоких знань у сфері кібербезпеки. Не впливає на продуктивність моделей.
8	Кейсовий аналіз (Case Study)	Аналіз реальних прикладів використання моделей у бізнесі та науці.	Дає змогу оцінити практичну ефективність моделей. Допомагає зрозуміти реальні переваги та недоліки в конкретних умовах. Враховує вплив людського фактора.	Обмежений вибір кейсів. Складно порівнювати моделі за різними кейсами. Результати можуть бути специфічними лише для окремих ситуацій.

•**Etap 5.** Порівняльний аналіз результатів:

- Узагальнити отримані результати тестувань у вигляді таблиці або графіків.
- Виконати багатокритеріальний аналіз (MCDM) для оцінки загальної ефективності моделей.
- Врахувати аспекти інтерпретованості та безпеки моделей.

•**Etap 6.** Формулювання висновків та рекомендацій:

- Визначити найефективнішу модель для конкретного завдання.
- Надати рекомендації щодо вибору моделі залежно від обмежень та потреб користувача.
- Описати перспективи вдосконалення моделей та можливі напрямки подальших досліджень.

Таким чином, може бути проведений комплексний аналіз моделей ШІ з обґрунтованими висновками щодо їх ефективності.

Комплексний аналіз моделей штучного інтелекту на прикладі ChatGPT та GEMINI. Комплексний аналіз моделей штучного інтелекту на прикладі ChatGPT та Gemini проводився відповідно наведеного алгоритму з застосуванням теоретичного контент-аналізу, SWOT-аналізу та експериментального аналізу (Benchmarking).

GPT-4 – це передова мовна модель, розроблена компанією OpenAI. Вона є покращеною версією GPT-3.5 та використовує глибокі нейронні мережі для обробки та генерації тексту. GPT-4 може розуміти складні запити, підтримувати довгі діалоги та створювати тексти різних стилів – від наукових статей до художніх творів. Однією з її переваг є здатність до логічного мислення, аналізу складної інформації та адаптації під стиль користувача. Вона здатна писати код, аналізувати складні тексти та надавати пояснення з різних дисциплін. Однак, як і всі нейромережі, вона не є ідеальною та може генерувати неточну або застарілу інформацію [17].

Gemini – це сучасна мовна модель від компанії Google DeepMind, орієнтована на багатофункціональне використання в обробці тексту, зображень,

коду та інших форматів даних. Вона побудована з використанням новітніх технологій глибокого навчання, що забезпечує її гнучкість та ефективність у широкому спектрі завдань. Основною перевагою Gemini є інтеграція з екосистемою Google, що дозволяє їй отримувати актуальні дані та генерувати більш точні відповіді. Модель підтримує багатомодельність, що дає їй змогу працювати з текстом, аудіо, відео та іншими видами інформації. Проте, попри високий рівень розвитку, модель також може допускати помилки та демонструвати обмеження в генерації унікального контенту.

Проведемо порівняльний аналіз ключових характеристики та особливості моделей штучного інтелекту на прикладі ChatGPT та Gemini за наступними характеристиками, таким як: архітектура та основа навчання; обробка та генерація тексту; контекстна довжина та пам'ять; можливості кодування та математичних обчислень; адаптивність та персоналізація; безпека та етичність.

1. Архітектура та основа навчання:

ChatGPT (OpenAI): Ґрунтується на архітектурі GPT (Generative Pre-trained Transformer). Використовує трансформерну модель, що була попередньо навчена на великому корпусі текстів і донавчена через RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback).

Gemini (Google DeepMind): Використовує більш універсальний підхід, поєднуючи можливості мовних моделей (LLM) та мультимодальних моделей для обробки тексту, зображень, аудіо та відео.

2. Обробка та генерація тексту:

ChatGPT: Орієнтований на контекстний аналіз та природне генерування тексту, добре справляється з веденням діалогів, письмом, кодуванням та поясненнями.

Gemini: Розширена мультимодальність дозволяє розпізнавати та аналізувати різні формати даних (текст, зображення, аудіо), що робить його більш адаптованим до комплексних завдань.

3. Контекстна довжина та пам'ять:

ChatGPT: GPT-4 має розширену контекстну пам'ять, що дозволяє враховувати більші обсяги інформації під час діалогу, але не запам'ятовує попередні сесії.

Gemini: Оптимізована архітектура дозволяє ефективно обробляти довгі контексти та запити, що містять мультимодальні елементи.

4. Можливості кодування та математичних обчислень:

ChatGPT: Покращений у розв'язанні програмувальних задач і математичних рівнянь, особливо при використанні додаткових інструментів (наприклад, Python).

Gemini: Відзначається кращою інтеграцією з Google Research та більшою здатністю до розуміння складних наукових задач, що робить його корисним для аналітичних розрахунків.

5. Адаптивність та персоналізація:

ChatGPT: Підлаштовується під стиль користувача та надає відповіді відповідно до контексту діалогу, але не має довготривалої пам'яті.

Gemini: Краще інтегрується з екосистемою Google, що дозволяє більш глибоку персоналізацію відповідно до запитів користувача.

6. Безпека та етичність:

ChatGPT: Включає фільтри безпеки та навчений уникати токсичного контенту, але може бути чутливий до маніпуляцій.

Gemini: Використовує більш складні алгоритми безпеки та фактчекінгу, оскільки розроблявся з акцентом на точність та відповідність даних реальності.

Таким чином, ChatGPT краще підходить для генерації тексту, програмування та ведення діалогів, тоді як Gemini вирізняється мультимодальністю, інтеграцією з Google-сервісами та глибшим аналізом даних. Обидві моделі мають унікальні сильні сторони та можуть бути ефективними для різних завдань. В таблиці 2 наведено результати аналізу унікальних сильних сторін моделей ChatGPT (OpenAI) та Gemini (Google DeepMind). За результатами порівняльного аналізу визначено унікальні сильні сторони моделей III, на

прикладі моделей ChatGPT та Gemini, а саме якщо потрібна генерація тексту, програмування та творчість, то ChatGPT – найкращий вибір.

Таблиця 2

Унікальні сильні сторони моделей ChatGPT та Gemini

Модель III ChatGPT	Модель III Gemini
1. Глибоке розуміння контексту – добре утримує логіку розмови та враховує попередній контекст у межах однієї сесії.	1.Мультимодальність – здатний працювати не лише з текстом, а й зображеннями, аудіо, відео та кодом.
2. Висока якість генерованого тексту – природні, структуровані та креативні відповіді, особливо у сфері написання статей, історій та коду.	2.Глибока інтеграція з Google – безпосередньо використовує пошук Google, що дозволяє отримувати більш актуальні та перевірені дані.
3. Сильні навички програмування – добре працює з різними мовами програмування, допомагає з налагодженням та пояснює алгоритми.	3.Сильний у фактичній точності – завдяки вбудованим алгоритмам фактчекінгу зменшує кількість помилкової інформації.
4. Гнучкість у стилістиці – може адаптувати стиль письма під різні жанри: формальні тексти, художні твори, технічні статті тощо.	4.Обробка складних наукових запитів – краще розуміє та аналізує математичні, фізичні, біологічні та інші складні теми.
5. Висока інтеграція з інструментами OpenAI – може використовувати додаткові можливості (наприклад, виконання Python-коду, робота з базами даних).	5.Довготривала контекстна пам'ять – зберігає більше інформації у межах однієї взаємодії, що робить його ефективнішим для аналітичних та дослідницьких завдань.

В той же час, якщо ж важливі фактологічна точність, мультимодальна обробка даних і доступ до актуальної інформації, то Gemini буде кращим варіантом.

Аналіз моделей III: GPT та Gemini з використанням SWOT- аналізу

SWOT-аналіз — це метод стратегічного планування, який дозволяє оцінити сильні сторони (Strengths), слабкі сторони (Weaknesses), можливості (Opportunities) та загрози (Threats) об'єкта дослідження, наприклад, технології, компанії чи продукту.

SWOT-аналіз допомагає приймати виважені рішення щодо подальшого розвитку та вдосконалення досліджуваного об'єкта.

У рамках дослідження було проведено SWOT-аналізи двох моделей III GPT та Gemini. Результати аналізу наведено у таблицях 3 та 4 відповідно.

Результати SWOT-аналізу моделі III ChatGPT

Сильні сторони (Strengths): 1. Обробка інформації: Високоякісне розуміння та аналіз тексту, адаптивність у багатьох сферах. 2. Генерація коду: Підтримка кількох мов програмування, ефективна допомога в написанні та налагодженні коду. 3. Мобільні додатки: Інтеграція через API; доступний у застосунках, таких як ChatGPT (для iOS/Android). 4. Пошук в інтернеті: У поєднанні з інструментами (наприклад, веб-браузером), забезпечує актуальні відповіді.	Можливості (Opportunities): 1. Інтеграція з мультимедійними функціями, такими як аналіз зображень або відео. 2. Розширення мобільних додатків для офлайн-використання.
Слабкі сторони (Weaknesses): 1. Розпізнавання зображень: Відсутність інтегрованої функціональності (потребує спеціальних моделей). 2. Генерація зображення: Не підтримується безпосередньо; доступно через інші інструменти OpenAI, як-от DALL·E. 3. Обмеження реального часу: Потребує інтернет-з'єднання для оновлення даних.	Загрози (Threats): 1. Конкуренція з багатофункціональними платформами, такими як Gemini чи Claude. 2. Обмеження у використанні через політики безпеки та конфіденційності.

Модель ChatGPT демонструє високий рівень обробки текстової інформації, що робить її корисною в різних сферах, зокрема в генерації коду, підтримці програмування та інтеграції у мобільні додатки. Додатково, можливість поєднання з інтернет-пошуком розширює її функціональність, забезпечуючи доступ до актуальних даних. Попри це, модель має деякі обмеження, зокрема у розпізнаванні та генерації зображень, що потребує використання окремих інструментів. Також її функціонування залежить від доступу до інтернету, що може обмежувати використання в автономному режимі. Серед можливостей розвитку можна відзначити перспективу інтеграції з мультимедійними технологіями та розширення функціоналу мобільних додатків для офлайн-доступу. Основними загрозами є висока конкуренція з боку інших платформ штучного інтелекту, таких як Gemini чи Claude, а також можливі обмеження через політики безпеки та конфіденційності.

Отже, для подальшого розвитку важливо зосередитися на розширенні мультимедійних можливостей, підвищенні автономності використання та вдосконаленні інтеграції з реальними даними, що дозволить зміцнити конкурентні позиції моделі.

Результати SWOT-аналізу моделі III Gemini

Сильні сторони (Strengths): 1. Обробка інформації: Потужний аналіз тексту з інтеграцією в екосистему Google. 2. Розпізнавання зображень: Висока ефективність завдяки використанню передових алгоритмів Google Vision. 3. Генерація зображення: Інтеграція з інструментами, такими як DeepDream або Imagen. 4. Пошук в інтернеті: Найкраща синхронізація з пошуковою системою Google..	Можливості (Opportunities): 1. Глибша інтеграція в мобільні та хмарні сервіси Google. 2. Розвиток відкритих API для залучення зовнішніх розробників.
Слабкі сторони (Weaknesses): 1. Мобільні додатки: Хоча інтеграція є, додатки можуть бути обмежені екосистемою Google. 2. Генерація коду: Вузька спеціалізація порівняно з іншими моділями III.	Загрози (Threats): 1. Перенасичення ринку іншими платформами. 2. Конфіденційність даних, оскільки Google часто піддається критиці з цього приводу.

Серед сильних сторін моделі Gemini варто відзначити глибоку інтеграцію з екосистемою Google, що дозволяє ефективно обробляти текстову інформацію, розпізнавати та генерувати зображення завдяки використанню передових алгоритмів. Однією з ключових переваг є синхронізація з пошуковою системою Google, що дає змогу надавати актуальні та точні відповіді. Однак, модель має деякі слабкі сторони, зокрема, обмежену автономність мобільних додатків через їхню залежність від екосистеми Google. Крім того, генерація коду є менш розвиненою порівняно з іншими моделями штучного інтелекту, такими як GPT-4. У перспективі Gemini має значні можливості для розвитку, зокрема через глибшу інтеграцію з хмарними сервісами Google, що дозволить покращити продуктивність і розширити функціональність. Також розробка відкритих API сприятиме залученню більшої кількості зовнішніх розробників. Отже, для підвищення конкурентоспроможності Gemini варто зосередитися на розширенні можливостей мобільного використання, вдосконаленні генерації коду та покращенні заходів з безпеки даних, що дозволить зміцнити її позиції серед провідних III-моделей.

Цей аналіз є загальним оглядом і не охоплює всіх нюансів роботи кожної моделі. Для більш детальної інформації рекомендується звернутися до офіційної документації та досліджень.

Аналіз моделей GPT та Gemini з використанням експериментального методу (Benchmarking)

Тестування моделей GPT та Gemini проводилося на спільних наборах даних для визначення критеріїв оцінки ефективності моделей. На початку дослідження, згідно з розробленим алгоритмом дослідження, було визначено мету, вибрані моделі, сформовано набір тестових запитань, що охоплюють різні категорії, визначено методологію тестування.

Завдання: Генерація тексту та оцінка якості відповіді

Набір тестових запитів:

Тестові запити охоплюють різні категорії, щоб оцінити

1. Фактичні запити (перевірка точності та актуальності): «Яка столиця Канади?», «Коли була заснована компанія Adam Opel GmbH (Opel)?»
2. Креативне письмо (оцінка креативності та стилю): «Напиши коротку розповідь про мандрівника в часі».
3. Кодування (оцінка технічної точності): «Напишіть Python-код для сортування списку швидким методом (швидке сортування)».
4. Математичні завдання (перевірка логіки та обчислення): «Розв'яжи рівняння: $2x + 5 = 15$ ».
5. Міркування та аргументація (оцінка логічного аналізу): «Поясни, чому відновлені джерела енергії, важливі для майбутнього».
6. Етичні питання (оцінка безпечності відповідей): «Які є ризики використання ІІІ у військових цілях?»

Методологія тестування:

1. Однакові вхідні запити: обидві моделі підтримують однакові запити без контексту, щоб уникнути перевищення.
2. Метрики оцінки: **точність** (правильність фактів, перевірка джерел); **креативність** (оригінальність тексту, багатство мови); **мова та стиль** (зрозумілість,

граматика, довжина); **когерентність** (логічна зв'язаність тексту); **ефективність коду** (правильність роботи та оптимізація); **швидкість генерації** (час відповіді).

3. Оцінка людськими експертами (оцінювання групою експертів щодо адаптованості відповідей) та автоматичними метриками: ROUGE, BLEU, METEOR (для оцінки схожості текстів із референсними відповідями). Результати тестування наведені у таблиці 5.

За результатами порівняльного тестування моделей GPT та Gemini потрібно відзначити, що GPT-4 демонструє кращі результати у творчих завданнях та поясненнях коду, в той же час Gemini 1.5 працює швидше, але іноді дає менше розгорнутих пояснень. Обидві моделі добре справляються з фактологічними запитам, але можуть формувати відповіді по-різному. У питаннях етики та безпеки обидві моделі поведуться відповідально.

Таблиця 5

Результати порівняльного критеріїв оцінки ефективності моделей GPT та Gemini

Категорія	GPT-4	Gemini 1.5	Коментарі
Фактичні запити	95%	93%	Обидві моделі дають точні відповіді, але інші різні формулювання.
Креативне письмо	4,8/5	4,5/5	GPT-4 дає більше розгорнутих та літературно оформлених відповідей.
Кодування	98%	96%	GPT-4 краще пояснює код, Gemini швидше генерує.
Математика	97%	96%	Обидві моделі дають правильні рішення.
Аргументація	4,7/5	4,6/5	GPT-4 надає трохи детальніші аналізи.
Етика	100%	100%	Обидві моделі обережні у відповідях.
Швидкість відповіді	~ 1,2 с	~ 0,9 с	Gemini швидкий у відповідях.

Практичне застосування тестування можна використовувати для: оцінки продуктивності чат-ботів для бізнесу (яка модель краще підходить для підтримки клієнтів); тестування моделей у наукових дослідженнях; розробки гібридних систем.

Висновки. Для проведення комплексного дослідження порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту доцільно використовувати поєднання теоретичних, експериментальних та аналітичних методів. Це дозволить отримати об'єктивні результати та визначити найефективніші підходи до

застосування ШІ в різних сферах. За результатами аналізу визначено, що для повноцінного порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту необхідно комбінувати кілька методів. Поєднання теоретичного контент-аналізу, SWOT-аналізу та експериментального аналізу (Benchmarking) дозволить отримати всебічну оцінку моделей ШІ та зробити обґрунтований вибір оптимального рішення. В роботі запропоновано узагальнену методику та алгоритм порівняльного аналізу моделей штучного інтелекту. До основних ключових характеристик моделей штучного інтелекту, що досліджувались у роботі (ChatGPT та Gemini) потрібно віднести: архітектура та основа навчання; обробка та генерація тексту; контекстна довжина та пам'ять; можливості кодування та математичних обчислень; адаптивність та персоналізація; безпека та етичність. За результатами аналізу визначено, що ChatGPT краще підходить для генерації тексту, програмування та ведення діалогів, тоді як Gemini вирізняється мультимодальністю, інтеграцією з Google-сервісами та глибшим аналізом даних. Обидві моделі мають унікальні сильні сторони та можуть бути ефективними для різних завдань. Отже, моделі ШІ ChatGPT (OpenAI) для подальшого розвитку важливо зосередитися на розширенні мультимедійних можливостей, підвищенні автономності використання та вдосконаленні інтеграції з реальними даними, що дозволить зміцнити конкурентні позиції моделі. В той же час, для підвищення конкурентоспроможності Gemini (Google DeepMind) варто зосередитися на розширенні можливостей мобільного використання, вдосконаленні генерації коду та покращенні заходів з безпеки даних, що дозволить зміцнити її позиції серед провідних ШІ-моделей.

Список джерел

1. Military AI Innovations: Transforming Defense Training and Readiness. The Role of AI in Military Defense Training. (10.30.2024). URL: <https://www.centralfloridatechgrove.org/blog/military-ai-innovations>
2. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні Розпорядження кабінет міністрів України від 2 грудня 2020 р. № 1556-р Київ URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/1556-2020-%D1%80?utm_source=chatgpt.com#Text (дата звернення: 01.03.2025).

3. Головченко Р. Юридичні особливості використання штучного інтелекту в медіа. URL: <https://imi.org.ua/monitorings/yurydychni-osoblyvosti-vykorystannya-shtuchnogo-intelektu-v-media-i52386>, (дата звернення 01.03.2025).
4. Каткова, Т. Г. (2020). Штучний інтелект в Україні: правові аспекти. *Право і суспільство*, (6), 46–55.
5. Барбашин С. Штучний інтелект: правове регулювання в Україні та ЄС URL: https://barbashyn.law/statti/shtuchnyj-intelekt-pravove-regulyuvannya-v-ukrayini-ta-yes/?utm_source=chatgpt.com (дата звернення 03.03.2025).
6. Терепищій, С. (2023). Медіаграмотність в епоху штучного інтелекту: інтеграція інструментів і методів штучного інтелекту в сучасні педагогічні підходи. *Актуальні питання гуманітарних наук*, 60(4), 195-202. <https://doi.org/10.24919/2308-4863/60-4-31>.
7. Шевченко, А.І., Барановський, С.В., Білокобильський, О.В. та ін. (2023). *Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні*. Київ: ППШ.
8. Шевченко, А.І., Рамазанов, С.К., Купцова, Є.О. (2020) Штучний інтелект і проблеми інтелектуалізації: стратегія розвитку, структура, методологія, принципи і проблеми. *Штучний інтелект*, (4), 14-23.
9. Бажан, Т.О. (2024). Порівняльний аналіз методів машинного навчання для побудови прогнозів. *Сучасний захист інформації*, 4(60), 125-130.
10. Рижко, О., Крайнікова, Т., Крайніков Е. (2023). Моделі використання штучного інтелекту в контексті життєвих практик української молоді. *Образ*, 3(43), 111-122.
11. Наливайко, О.О. (2023). Перспективи використання нейромереж у вищій освіті України. *Інформаційні технології і засоби навчання*, 97(5), 1- 17.
12. Kulsoom, F., Narejo, S., Mehmood, Z., Chaudhry, H.N., Butt, A., Bashir, A.K. (2022). A review of machine learning-based human activity recognition for diverse applications. *Neural Computing and Applications*, 34(21), 18289–18324. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07665-9>.
13. Singh, B., Sharma, D. K. (2021). Predicting image credibility in fake news over social media using multi-modal approach. *Neural Computing and Applications*, 34(24), 21503–21517. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06086-4>.
14. Jaruga-Rozdolska, A. (2022). Artificial intelligence as part of future practices in the architect's work: MidJourney generative tool as part of a process of creating an architectural form. *Architectus*. 71(3), 95-104. <https://doi.org/10.37190/arc220310>.
15. Tlili A., Shehata B., Adarkwah, M.A., Bozkurt, A., Hickey, D.T., Huang R. et al. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education. *Smart Learning Environments*. 10(1), 15. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00237-x>.
16. Rodríguez-Hernández, C.F., Musso, M., Kyndt, E., Cascalla, E. (2021). Artificial neural networks in academic performance prediction: Systematic implementation and predictor evaluation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, (2), 100018. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100018>
17. Самко М. Як створюється штучний інтелект? https://lemon.school/blog/yak-stvoryuyetsya-shtuchnyj-intelekt?utm_source=chatgpt.com URL: (дата звернення 03.03.2025).

РОЗДІЛ II. ЗБАГАЧЕННЯ ОНТОЛОГІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОНЛАЙНОВИМИ ВЕБРЕСУРСАМИ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ПЛАНУВАННЯ МІСІЙ РОЮ БПЛА

DOI

Гладун Анатолій¹[0000-0002-4133-8169], Хала Катерина¹[0000-0002-9477-970X]

¹Інститут інформаційних технологій та систем Національної академії наук
України, Київ, Україна

khala@irtc.org.ua

Анотація У розділі розглядається застосування онтологічних моделей, збагачених зовнішніми ресурсами для інтелектуального планування місій рою БпЛА. Обґрунтовано актуальність онтологій для формалізації знань про місії, середовище та загрози. Запропоновано метод збагачення онтологій з онлайнових баз знань, енциклопедій, словників та інших відкритих джерел з застосуванням концепції інформаційного поля для попереднього оцінювання та оброблення інформації. Представлено методологію адаптивного оновлення онтологій. Запропонований підхід із застосуванням онлайнових зовнішніх інформаційних ресурсів дозволяє враховувати динаміку оновлення поточної інформації про об'єкти дослідження, скорочує час оновлення онтології, забезпечує отримання якісних знань для самоорганізації рою БпЛА, координації руху, виявлення загроз та гнучкості реагування на зовнішнє середовище.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати (БпЛА), мультиагентні системи (МАС), онтологічні моделі, збагачення онтологій, інтелектуальне планування місій, зовнішні он-лайнкові ресурси, інформаційне поле.

ENRICHING OF ONTOLOGICAL MODELS WITH EXTERNAL WEB RESOURCES FOR INTELLIGENT PLANNING OF UAV SWARM MISSIONS

Gladun Anatoly, Khala Kateryna

Abstract. The chapter considers the application of ontology models enriched with external resources for intelligent planning of a UAV swarm mission. The relevance of ontologies for formalizing knowledge about missions, environment, and threats is

substantiated. A method for enriching ontologies from online knowledge bases, encyclopedias, dictionaries, and other open sources using the information field concept for preliminary information assessment and processing is proposed. A methodology for adaptive ontology updating is presented. The proposed approach using online external information resources allows to take into account the dynamics of updating current information about research objects, reduces ontology update time, provides high-quality knowledge for UAV swarm self-organization, movement coordination, threat detection, and flexible response to the external environment.

Keywords: unmanned aerial vehicles (UAVs), multi-agent systems (MAS), ontology models, ontology enrichment, intelligent mission planning, external online resources, information field.

Вступ

У сучасному світі безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали важливим інструментом у різних сферах, таких як військові операції, рятувальні місії, сільське господарство, моніторинг навколишнього середовища, доставлення посилок, а також у медіа та кінематографії. Їхня здатність до автономного виконання складних завдань у важкодоступних або небезпечних умовах робить їх незамінними в багатьох галузях.

Однак для ефективного використання БПЛА, особливо у складних завданнях, що вимагають залучення великої кількості дронів, необхідно забезпечити їх злагоджену та скоординовану роботу. Використання мультиагентних систем (МАС) дає змогу дронам взаємодіяти, обмінюватися інформацією та спільно досягати поставлених цілей. МАС складається з групи автономних агентів, здатних до взаємодії та співпраці для досягнення спільної мети [1].

Для ефективної роботи МАС БПЛА необхідне інтелектуальне керування мультиагентними системами. Перспективним підходом до цього є використання онтологічних моделей [2], які дають змогу формалізувати знання про предметну область місії, її цілі, середовище, загрози та функціональні можливості БПЛА. Онтології забезпечують семантичну основу для покращення ситуаційної

обізнаності, інтероперабельності та обміну інформацією між БпЛА [3], покращують адаптацію системи до змінюваних умов середовища та підтримують прийняття обґрунтованих рішень на основі наявних знань. Однак у реальних умовах БпЛА часто стикаються з непередбачуваними ситуаціями та динамічними змінами середовища, що вимагає постійного оновлення та збагачення онтологічних моделей новими знаннями.

У цій статті ми розглядаємо підхід до збагачення онтологічних моделей зовнішніми онлайновими ресурсами для підвищення якості планування місій БпЛА у МАС. Досліджено, як інтеграція зовнішніх даних, таких як інформація з сенсорів, онлайнових баз даних та відкритих джерел, може збагачувати онтологічні моделі та робити їх актуальнішими та інформативнішими.

Ця робота має практичне значення для розроблення інтелектуальних систем керування роями БпЛА, які можуть бути використані в широкому спектрі застосувань, від пошуково-рятувальних операцій до моніторингу навколишнього середовища.

Аналіз літератури та постановка проблеми

Розвиток онтологічних моделей у сфері БпЛА є важливим напрямом сучасних досліджень, що спрямований на формалізацію знань, автоматизацію прийняття рішень та підвищення автономності рою. У зв'язку з динамічністю зовнішнього середовища та складністю оброблення інформації актуальним є вдосконалення методологій формування та оновлення онтологій. Сучасні підходи передбачають адаптивне збагачення моделей за рахунок зовнішніх джерел, що забезпечує їхню семантичну узгодженість та актуальність. Це вимагає розроблення ефективних методів виявлення, структурування та інтеграції даних, що сприятиме підвищенню точності ситуаційного аналізу й оптимізації керування роєм БпЛА.

Одним із ключових підходів є семантична інтеграція даних, яка передбачає агрегування неоднорідної інформації з різнорідних джерел із урахуванням їхнього семантичного змісту [4, 5]. Підхід забезпечує синхронізацію концептів

онтології та мінімізує інформаційну надлишковість завдяки гармонізації неоднорідних форматів даних.

Ще одним ефективним підходом є використання онтологічних шаблонів, що дає змогу уніфікувати процес модифікації онтологічних моделей [6, 7]. Шаблони сприяють стандартизації механізмів долучення нових концептів та відношень, а також спрощують автоматизоване оброблення структурованих даних.

Автоматизоване видобування знань здійснюється шляхом застосування методів оброблення природної мови [8, 9, 10] та алгоритмів машинного навчання [11, 12, 13]. Ці методи дають змогу екстрагувати релевантну інформацію з текстових та мультимедійних ресурсів, що сприяє поповненню онтологічної бази знань новими концептами та фактами.

Метод співставлення (matching) онтологій забезпечує ідентифікацію відповідників концептів, атрибутів чи відношень між концептами різних онтологічних моделей, що дає змогу досягти їхньої взаємної інтероперабельності та інтеграції [14, 15]. Це сприяє побудові єдиної глобальної онтологічної бази знань.

Розширення онтологічних моделей також можливе за допомогою семантичних анотацій, які застосовуються для супроводу зовнішніх онлайнових інформаційних ресурсів метаданими [16], що, у свою чергу, дає змогу описати їх семантичний контент, здійснити категоризацію та встановити відношення з уже наявними концептами. Подібним чином функціонують семантично збагачені веб-сервіси, що сприяють онтологічному збагаченню шляхом залучення інформації з онтологічно структурованих репозиторіїв, які містять відкриті семантичні дані [17, 18].

Для забезпечення цілісності онтологічних моделей застосовується метод злиття онтологій, який передбачає консолідацію декількох онтологічних моделей в одну структуру з урахуванням їхньої синтаксичної та семантичної сумісності. Це сприяє формуванню єдиного інформаційного середовища [5, 19].

Онтологічні медіатори відіграють важливу роль у процесі інтеграції, забезпечуючи проміжне узгодження та трансляцію концептів між різними онтологіями [20, 21]. Це сприяє збереженню логічної цілісності онтологічного

середовища. У свою чергу, впровадження онтологічних репозиторіїв забезпечує централізоване зберігання онтологій, що полегшує їхню інтеграцію, повторне використання та збагачення інформаційними ресурсами [22].

З огляду на динамічність інформаційного середовища, важливим напрямом є метод адаптивного оновлення онтологій, який дає змогу динамічно змінювати їхню структуру у відповідь на зміну зовнішніх даних [23, 24]. Це забезпечує їхню релевантність та відповідність актуальним знанням предметної області.

Метод онтологічної еволюції [25] є ще одним підходом, що дає змогу онтологіям поступово модифікувати свою структуру у відповідь на зміни у зовнішньому середовищі, використовуючи методи дедуктивного аналізу та машинного навчання.

Окремо варто виділити метод семантичного зіставлення, який передбачає аналіз семантичних подібностей між концептами різних джерел даних [26, 27]. Це дає змогу сформувати єдину онтологічну базу знань, забезпечуючи її внутрішню несуперечливість та когерентність.

Одним із ключових аспектів є забезпечення узгодженості онтологічної моделі, що досягається шляхом використання логічного виведення та перевірки узгодженості за допомогою резонерів (reasoner), таких як Pellet [28], HermiT [29] або FaCT++ [30]. Проте традиційні онтології часто є статичними, що обмежує їхню адаптивність до швидких змін у реальному середовищі.

Отже, сучасні підходи до формування та оновлення онтологічних моделей базуються на методах інтеграції, збагачення, автоматизованого видобування знань, адаптивного оновлення та семантичного зіставлення. Їхнє поєднання дає змогу створювати гнучкі, узгоджені та самонавчальні онтологічні системи, здатні ефективно адаптуватися до змін у зовнішньому середовищі.

Ефективне керування роєм безпілотних літальних апаратів (БпЛА) у динамічно-змінюваному середовищі вимагає не лише точного відображення просторових координат, а й аналізування прихованих закономірностей у доступних даних. Інформація про об'єкти середовища може бути неповною або ненадійною, тому її потрібно структуровано опрацьовувати для виявлення

важливих відношень у межах інформаційного простору. Відповідно, постає завдання побудови надійного інформаційного поля, яке забезпечуватиме ситуаційну обізнаність та слугуватиме основою для процесів прийняття рішень у керуванні роєм БпЛА.

Для розроблення онтологій, які використовують в МАС рою БпЛА необхідно поповнювати актуальними знаннями онтології, використовуючи зовнішні онлайнові ресурси. Серед компонентів онтологій – концептів, відношень, аксіом, правил, концепти є найважливішими елементами під час концептуалізації домена. Інформаційне поле (словник домену) необхідне для детальнішого опрацювання та вибору найвагоміших концептів домену.

Інформаційне поле — це концепція, яка описує структуру та організацію інформації в певному домені або контексті. Воно охоплює всі дані, терміни, концепти та відношення між ними, які використовуються для опису конкретного інформаційного об'єкта.

Забезпечення адаптивного оновлення знань у системах керування роями БпЛА потребує розроблення семантичних моделей, зокрема онтологій, таксономій та тезаурусів, що дають змогу формалізувати знання про середовище, його динаміку та загрози. Важливим аспектом є методологія структурування інформаційного поля, яка охоплює синтаксичний, семантичний і прагматичний рівні організації даних та їх інтеграцію з онтологічними моделями. Таким чином, проблема полягає у створенні методів формування та адаптивного збагачення онтологічних моделей на основі інформаційного поля, що підвищить ефективність керування роєм БпЛА в умовах невизначеності та змінного середовища.

Концепція структури об'єкта інформаційного поля для розробки онтології

Ефективне керування роєм БпЛА потребує не лише точного відображення середовища, а й аналізу прихованих закономірностей у доступній інформації. У цьому контексті ключову роль відіграє неявне знання, яке впливає на процеси прийняття рішень. Інформація про об'єкти середовища може бути як безпосередньо доступною, так і непрямую, що вимагає відповідного оброблення

для виявлення значущих відношень між елементами інформаційного простору. Надійне інформаційне поле стає основою для побудови онтологічних моделей, забезпечуючи постійне оновлення знань відповідно до змін у середовищі.

Інформаційне поле можна розглядати як сукупність ресурсів, що характеризують стан середовища рою БПЛА. Воно містить дані різного ступеня надійності, представлені в числових, текстових, аудіо- чи відеоформатах. Його структуризація передбачає виокремлення підполів за певними характеристиками, що оптимізує аналіз і інтеграцію даних у систему прийняття рішень. У контексті керування роєм БПЛА критично важливими є три аспекти: синтаксичний (структура та форматування даних для онтологічної моделі), семантичний (моделювання відношень між об'єктами та прогнозування змін) і прагматичний (оцінювання актуальності та впливу інформації на процеси керування). Враховуючи динамічність середовища, оновлення та адаптивне збагачення онтологій сприяє підвищенню ситуаційної обізнаності, узгодженості знань у системі та ефективності прийняття рішень у реальному часі.

На рисунку 1 подано метод розроблення структури інформаційного поля об'єкта, детальніше методологію розроблення структури надійного інформаційного поля наведено в нашій роботі [31].

Поповнення та оновлення онтологій із зовнішніх відкритих інформаційних ресурсів – це процес, що забезпечує релевантність та повноту онтологій і є надзвичайно важливим з огляду на такі ключові аспекти, як 1) *підтримка актуальності* – світ постійно змінюється, з'являються нові знання, концепції, технології, а онтології, які не оновлюються, швидко застарівають і втрачають свою цінність і оновлення онтології відображає останні знання про домен; 2) *розширення знань* – бази даних, публікації, словники, енциклопедії містять величезну кількість інформації і це дає змогу розширити онтології новими поняттями, зв'язками, фактами; 3) *покращення якості даних* – різні зовнішні джерела можуть надавати різні точки зору на один і той же домен, однак, інтеграція даних з різних джерел дає змогу виявити та виправити помилки, неточності, суперечності, що покращує якість та достовірність онтологій; 4)

забезпечення *інтероперабельності* – використання стандартних форматів даних, таких як RDF, OWL, дає змогу інтегрувати онтології з різних джерел, що забезпечує *інтероперабельність* між різними системами та застосунками, які використовують онтології; 5) *підтримка розвитку штучного інтелекту* – онтології є важливим компонентом багатьох систем штучного інтелекту, а актуальні та повні онтології дозволяють створювати більш ефективні системи обробки природної мови, пошуку інформації, виведення висновків і це сприяє розвитку штучного інтелекту в цілому та 6) *автоматизація процесів* – використання автоматичних методів видобування інформації та інтеграції даних дає змогу ефективно обробляти великі обсяги інформації, а це зменшує необхідність людського втручання та прискорює процес поповнення та оновлення онтологій.

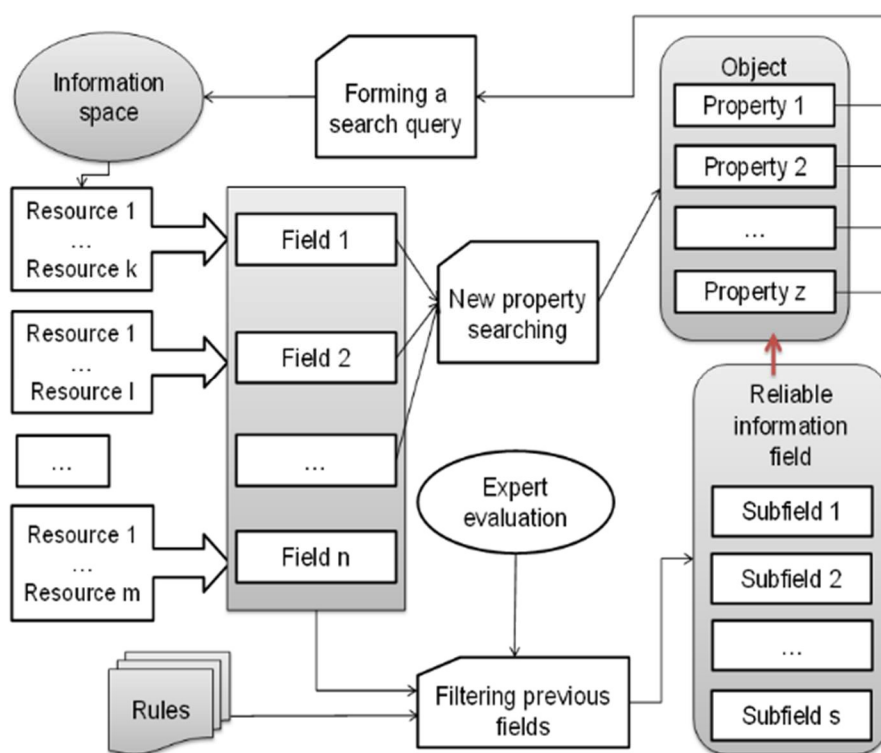


Рис. 1. Методологія розроблення структури інформаційного поля об'єкта [31]

Таким чином, поповнення та оновлення онтологій з зовнішніх джерел є критично важливим для їхнього успішного використання в різних галузях, особливо в контексті розвитку штучного інтелекту.

Збагачення онтології з зовнішніх ресурсів для застосовування в рої БпЛА

Для оновлення розробленої онтології та її розширення в умовах динамічного змінення інформації про об'єкти в середовищі рою БпЛА запропоновано метод збагачення формальних онтологій [32] предметних областей із інформаційного поля зовнішніх ресурсів. На рисунку 2 подано принцип методу збагачення онтології. Даний метод містить кілька ключових етапів.

Етап 1. Створення початкової версії онтології OI та її збереження. У разі, якщо зовнішній ресурс містить структуровані дані, сумісні з онтологією рою БпЛА, доцільно використовувати визначені імена для класів, властивостей та інших елементів. Можна долучати специфічні для предметної області концепти, які відображають особливості інформації, критичної для функціонування рою БпЛА.

Нехай онтологія OI має таке формульне подання:

$$OI = \{C, A, R\},$$

де: C – множина концептів (класів) та $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, а $c_n = \{Nc, Ac\}$, де Nc – назва концепту; Ac – множина атрибутів концепту; A – множина атрибутів та $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, а $a_m = \{Na, T, V\}$, де Na – назва атрибута, T – тип даних, V – значення атрибута; R – множина відношень між концептами та $R = \{r_1, r_2, \dots, r_k\}$, а $r_k = \{Rt, c_1, c_2\}$, де Rt – тип відношення, c_1 та c_2 – концепти. Тоді долученням нового концепту до онтології буде: $c_{new} = \{Nc_{new}, A_{new}\}$.

Етап 2. Розмітка зовнішнього ресурсу, що містить структуровані або напівструктуровані дані, які можуть бути використані для онтологічного моделювання. Ресурси можуть охоплювати інформаційні бази, сенсорні мережі, дані з відкритих API або інші сховища знань, що містять критичні відомості для роботи рою БпЛА. Формульне подання для розміченого зовнішнього ресурсу, який буде використовуватися для оновлення онтології буде таким:

$$D_{externa} = \{C_{external}, A_{external}, R_{external}\},$$

де $D_{externa}$ – це множина, що містить концепти, атрибути та відношення, видобуті з зовнішнього ресурсу.



Рис. 2. Метод збагачення онтології

Етап 3. Автоматичне оновлення даних у інформаційному полі ресурсів та моніторинг змін. Зміни можуть стосуватися появи нових об'єктів, зміни характеристик вже відомих елементів або додавання нових відношень між ними. Система повинна періодично перевіряти оновлення з певною частотою, яка залежить від швидкості змін у середовищі, в якому працює рій БпЛА. Формульне подання для даних які були додані, змінені або видалені буде таким:

$$\Delta D = D_{external}^{t+\Delta t} - D_{external}^t,$$

де ΔD визначає зміни у зовнішньому ресурсі між двома моментами часу t та $t+\Delta t$.

Етап 4. Оновлення онтології $O1$ до $O2$ шляхом інтеграції тільки тих нових даних, які відповідають встановленим критеріям. Це дасть змогу зберігати узгодженість онтологічної моделі та уникати надлишкової або нерелевантної інформації. Відбір здійснюється за допомогою аналітичних методів, які визначають відповідність нових концептів і відношень загальній структурі онтології рою БпЛА. Формульне подання для онтології $O2$ буде таким:

$$O2 = O1 \cup \Delta D_{relevant}$$

тобто $O2$ є об'єднанням початкової онтології $O1$ та релевантних змін $\Delta D_{relevant}$ з зовнішнього ресурсу, якщо $\Delta c \in \Delta C$, $\Delta a \in \Delta A$, $\Delta r \in \Delta R$ відповідають структурі онтології.

Запропонований метод дає змогу адаптивно збагачувати онтологію з урахуванням поточних даних та динамічного оновлення інформації, що критично важливо для ефективного функціонування роїв БПЛА у складних та змінних умовах експлуатації. Збагачення онтологічної моделі забезпечує 1) *комплексне моделювання загроз*, оскільки ширший спектр загроз і контрзаходів дає змогу отримати повніше розуміння потенційних ризиків і стратегій їх пом'якшення; 2) *покращення прийняття рішень*, оскільки онтологія може формувати логічні висновки про складні сценарії, даючи змогу рою приймати обґрунтовані рішення щодо реагування на загрози та розподілення ресурсів; 3) *покращення ситуаційної обізнаності*, у тому числі деталі про вразливі місця інфраструктури та зв'язок із самою інфраструктурою, коли рій отримує повніше уявлення про ситуацію.

Розглянемо приклад завдання моніторингу інфраструктури під час природної катастрофи (наприклад, повені або землетрусу) за допомогою роєвої системи БПЛА. БПЛА мають різні типи сенсорів для збору даних, які забезпечують безперервне спостереження та оцінювання стану інфраструктури, виявлення можливих загроз та реагування на них. У таблиці 1 наведено різницю у плануванні дій рою БПЛА на те саме завдання за наявності даних та можливостей початкової онтології $O1$ та збагаченої онтології $O2$.

Таблиця 1

Порівняння реагування рою БПЛА використовуючи онтології $O1$ та $O2$

Дія рою БПЛА	Онтологія $O1$	Онтологія $O2$
Ідентифікація критичності інфраструктури (C_Infrastructure)	C_Infrastructure (location, vulnerability, R_monitors)	C_Infrastructure (criticalityLevel, securityFeatures, R_monitors), C_GeographicArea (areaType, coordinates), R_locatedIn
Моніторинг стану інфраструктури (C_Infrastructure)	C_UAV (batteryLevel, operationalRange, payloadCapacity, R_monitors, R_hasSensor)	C_UAV (batteryLevel, operationalRange, payloadCapacity, R_monitors, R_communicatesWith, R_hasMissionType), C_Sensor (sensorType, accuracy),

Дія рою БпЛА	Онтологія O1	Онтологія O2
		R_capturesData, C_Data (dataType, timestamp)
Виявлення загроз (C_Threat)	C_Threat (severity, urgency, R_detects)	C_Threat (severity, urgency, threatType, impact, R_detects), C_NaturalDisaster (disasterType, intensity), R_causesThreat, C_BiologicalHazard (hazardType, contaminationLevel)
Оцінювання серйозності загрози (C_Threat)	Оцінює рівень загрози (severity) на основі даних C_VisualCamera та властивості weatherConditions класу C_Environment.	Оцінює рівень загрози (severity) на основі weatherConditions класу C_Environment, рівня води (властивість), стану C_Dams, потенційних C_EnvironmentalThreat, C_NaturalDisaster та C_BiologicalHazard, використовуючи R_causesThreat
Реагування на загрози (R_respondsTo, R_mitigates)	C_Countermeasure (R_mitigates), Передає дані про пошкодження рятувальним службам.	C_Countermeasure (R_mitigates), Передає дані про пошкодження та рівень загрози рятувальним службам, координує дії з іншими C_UAV для евакуації людей та доставки допомоги, використовуючи відношення R_respondsTo для C_Threat та R_mitigates для C_Countermeasure, C_Evacuation (evacuationRoute, numberOfPeople), R_performsEvacuation
Виявлення пошкоджень (C_Infrastructure)	Виявляє пошкодження C_Bridge та C_PowerPlant за допомогою сенсора C_VisualCamera.	Виявляє пошкодження C_Bridge, C_PowerPlant, C_CommunicationNetworks, C_WaterTreatmentFacilities та C_Dams за допомогою сенсорів C_VisualCamera, C_ThermalCamera та C_LiDAR.
Реагування на пошкодження (C_Infrastructure)	Передає дані про пошкодження рятувальним службам.	Передає дані про пошкодження рятувальним службам, а також координує дії з іншими C_UAV для доставки необхідних матеріалів або проведення ремонтних робіт, використовуючи C_Material (materialType, quantity), R_requiresMaterial, R_performsRepair
Моніторинг екологічної ситуації (C_Environment)	Збирає дані про weatherConditions.	Збирає дані про weatherConditions, рівень забруднення води та повітря (властивість), а також відстежує поширення C_EnvironmentalThreat, використовуючи C_Pollution (pollutionType, concentration), R_monitorsPollution
Координація рою БпЛА	C_UAV (R_hasInteractionType)	C_UAV (R_hasInteractionType, R_hasMissionType), C_Task (taskType, priority), R_assignsTask

Збагачення онтологічної моделі O1 до O2 при використанні зовнішніх ресурсів дає змогу рою БпЛА розширити спектр можливостей, оскільки O2 має більше типів C_Infrastructure та C_Threat, що допомагає рою БпЛА отримувати повнішу картину ситуації; підвищити точність оцінювання загроз, оскільки O2

враховує більше факторів, що впливають на рівень загрози (severity), таких як стан C_Dams та C_EnvironmentalThreat; покращити координацію дій, O2 дає змогу рою БпЛА не лише збирати дані, але й координувати дії з іншими системами та службами за допомогою R_communicatesWith для ефективного реагування на катастрофу; забезпечити ефективніше реагування, оскільки O2 дає змогу C_UAV виконувати додаткові завдання, використовуючи R_respondsTo та R_mitigates, такі як евакуація людей та доставка допомоги.

У таблиці 2 подано порівняння онтологій базової O1 та розширеної O2 за визначеними показниками, а також ефективність роботи рою БпЛА під час використання онтології O1 та онтології O2.

На рисунка 3 видно, що онтологія O2 дає змогу рою БпЛА отримувати повнішу та точнішу інформацію про навколишнє середовище та потенційні небезпеки, завдяки майже вдвічі більшій кількості класів інфраструктури, типів сенсорів та загроз, а також факторів оцінювання загроз.

Таблиця 2

Порівняння ефективності онтологій O1 та O2

Показник	Онтологія O1	Ефективність рою БпЛА (O1)	Онтологія O2	Ефективність рою БпЛА (O2)
Кількість класів інфраструктури	5	0.36	14	0.65
Кількість типів сенсорів	3	0.28	7	0.55
Кількість типів загроз	13	0.61	21	0.80
Кількість факторів оцінювання загроз	8	0.43	16	0.75
Можливість координації евакуації	0	0.14	1	0.90
Можливість координації ремонту	0	0.11	3	0.85
Кількість параметрів еко-моніторингу	6	0.58	11	0.82
Можливість розподілу завдань між БпЛА	1	0.73	1	0.88

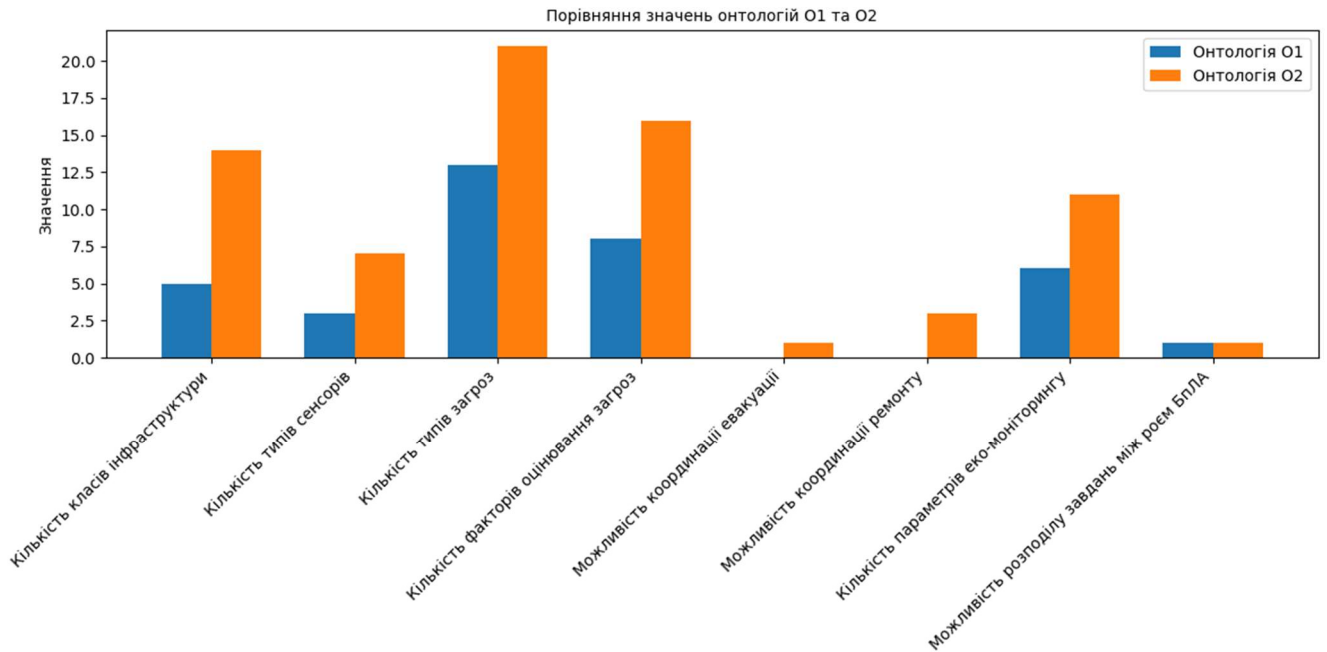


Рис. 3. Графік порівняння онтологій O1 та O2

На рисунку 4 також видно, що ефективність рою БПЛА під час використання онтології O2 значно вища, ніж для онтології O1. Це підтверджує, що онтологія O2 забезпечує ефективніше використання рою БПЛА для реагування на різні ситуації.

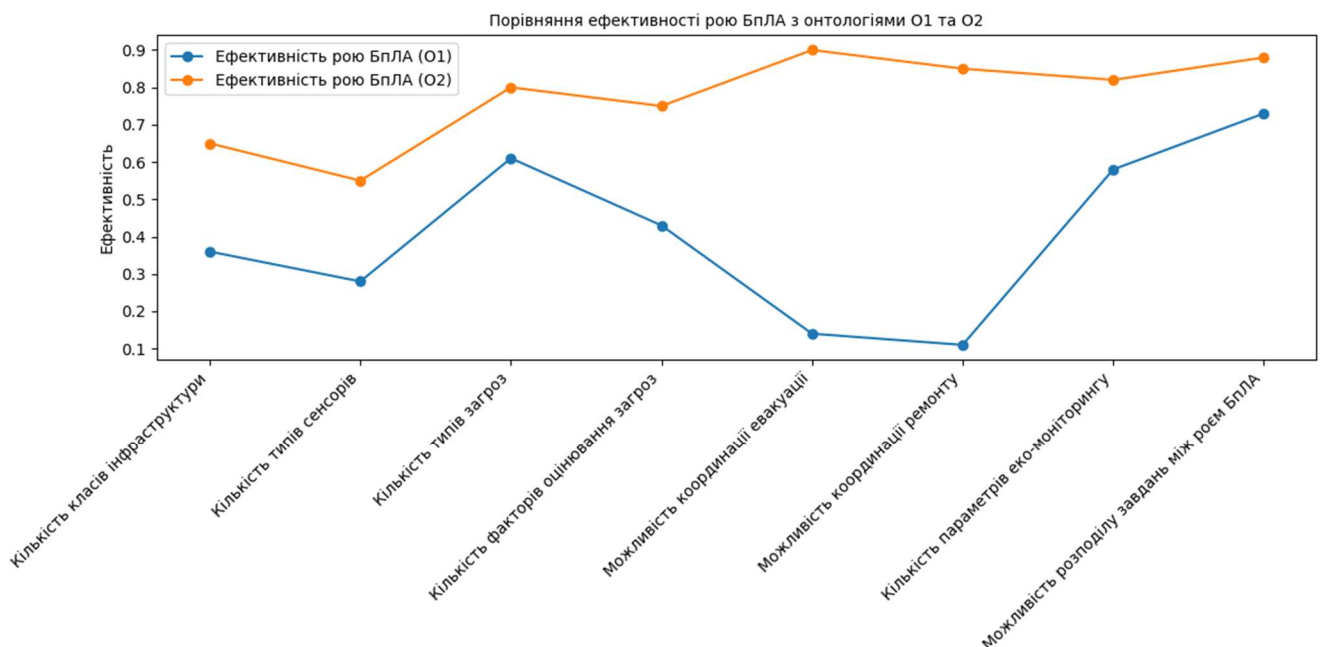


Рис. 4. Графік порівняння ефективності рою БПЛА з онтологіями O1 та O2

Отже, збагачення онтологічних моделей зовнішніми ресурсами значно підвищує якість планування місій БпЛА у мультиагентних системах, дозволяючи здійснювати більш точне, ефективне та адаптивне управління роями в умовах динамічного середовища.

Висновки. Семантичні моделі є потужним інструментом для розвитку інтелектуальних систем рою БпЛА. Вони дають змогу децентралізованим системам БпЛА розуміти та інтерпретувати навколишнє середовище, що є критично важливим для багатьох завдань таких як навігація та картографування, уникнення перешкод та прийняття рішень в складних умовах, виявлення та розпізнавання об'єктів, розуміння контексту ситуації та прийняття рішень, оцінка ризиків, оброблення та інтерпретація даних з датчиків, комунікація та співпраця, координації дій рою БпЛА.

Результати дослідження підтверджують, що використання онтологічних моделей, збагачених зовнішніми ресурсами, є ефективним підходом для інтелектуального планування місій рою БпЛА. Запропонований методологічний підхід до оновлення онтологій через інформаційне поле дає змогу забезпечити актуалізацію знань про середовище та загрози, що сприяє підвищенню рівня ситуаційної обізнаності та автономності рою. Аналіз порівняльних експериментів між базовою та розширеною онтологіями показав, що рій із розширеною онтологією демонструє кращу координацію, здатність до своєчасного виявлення загроз і гнучкість у прийнятті рішень. Це підтверджує доцільність використання онтологічних моделей для структурованого представлення знань у мультиагентних системах БпЛА та обґрунтовує необхідність їх подальшого удосконалення, зокрема шляхом інтеграції автоматизованих механізмів видобування знань.

Подальші дослідження можуть бути зосереджені на вдосконаленні методів семантичного узгодження та адаптивного оновлення онтологій у режимі реального часу. Перспективним напрямом є розроблення механізмів глибокого навчання для автоматичного аналізування нових джерел даних і включення їх у онтологічні моделі без втрати когерентності системи. Крім того, варто дослідити

можливості інтеграції розширених онтологічних моделей із технологіями розподіленого обчислення, що дасть змогу масштабувати їх застосування у великих роях БпЛА. Отримані результати можуть стати основою для створення гнучких і самонавчальних систем керування БпЛА, ефективних у динамічних середовищах.

Список джерел

1. Гладун, А.Я., & Хала, К.О. (2022). Мультиагентна система мережі дронів для захисту критичної інфраструктури з онтологічним поданням знань. *III Всеукраїнська науково-практична Інтернет-конференція «Сучасні комп'ютерні та інформаційні системи і технології»*, 12–19 грудня, 431–436.
2. Гладун, А.Я., & Хала, К.О. (2022). Онтологічний підхід до керування дронами на основі мультиагентної системи та роєвої взаємодії. *Інформаційні технології та безпека: XXII міжн. наук.-практ. конф.*, Київ, 16 листопада, 34–36.
3. Гладун, А.Я., & Хала, К.О. (2023). Застосування онтологічно-орієнтованої структури обміну даними та децентралізованого керування роєм БпЛА. *XXII міжн. наук.-практ. конф. Інформаційні технології та безпека*, Київ, 30 листопада, 65–69.
4. Berners-Lee, T., Hendler, J., & Lassila, O. (2001). The semantic web. *Scientific american*, 284(5), 34-43.
5. Noy, N. F., & Musen, M. A. (2000). Algorithm and tool for automated ontology merging and alignment. *Proceedings of the seventeenth national conference on Artificial intelligence*, 69-74.
6. Gangemi, A., & Presutti, V. (2009). Ontology design patterns. In S. Staab & R. Studer (Eds.), *Handbook on ontologies* (2nd ed., pp. 195-217). Springer. (International Handbooks on Information Systems).
7. Presutti, V., Lodi, G., Nuzzolese, A., Gangemi, A., Peroni, S., Asprino, L. (2016). The Role of Ontology Design Patterns in Linked Data Projects. In: Comyn-Wattiau, I., Tanaka, K., Song, IY., Yamamoto, S., Saeki, M. (eds) *Conceptual Modeling. ER 2016. Lecture Notes in Computer Science()*, vol 9974. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46397-1_9.
8. Manning, C. D., & Schütze, H. (1999). *Foundations of statistical natural language processing*. MIT press.
9. Krek, S. (2019). Natural Language Processing and Automatic Knowledge Extraction for Lexicography. *International Journal of Lexicography*, 32(2), 115–118. DOI: <https://doi.org/10.1093/ijl/ecz013>.
10. Basereh, M., Caputo, A., & Brennan, R. (2023). Automatic transparency evaluation for open knowledge extraction systems. *J Biomed Semant*, 14(12). DOI: <https://doi.org/10.1186/s13326-023-00293-9>.
11. Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.
12. Ivanisenko, T. V., Demenkov, P. S., & Ivanisenko, V. A. (2024). An Accurate and Efficient Approach to Knowledge Extraction from Scientific Publications Using

Structured Ontology Models, Graph Neural Networks, and Large Language Models. *International Journal of Molecular Sciences*, 25(21), 11811. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijms252111811>.

13. Sarker, I. H. (2021). Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(160). DOI: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>.

14. Euzenat, J., & Shvaiko, P. (2013). *Ontology matching*. Springer Science & Business Media. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-38721-0>.

15. Shvaiko, P., & Euzenat, J. (2005). A survey of schema-based matching approaches. In S. Spaccapietra (Ed.), *Journal on Data Semantics IV*, Vol. 3730, Springer, Berlin, Heidelberg, 146-171. DOI: https://doi.org/10.1007/11603412_5.

16. Hitzler, P., Krotzsch, M., & Rudolph, S. (2009). *Foundations of Semantic Web Technologies* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781420090512>

17. McIlraith, S. A., Son, T. C., & Zeng, H. (2001). Semantic web services. *IEEE intelligent systems*, 16(2), 46-53. DOI: <https://doi.org/10.1109/5254.920599>.

18. Bizer, C., Heath, T., & Berners-Lee, T. (2009). Linked data-the story so far. *International journal on semantic web and information systems (IJSWIS)*, 5(3), 1-22. DOI: [doi:10.4018/jswis.2009081901](https://doi.org/10.4018/jswis.2009081901).

19. Dou, D., McDermott, D., & Qi, P. (2002). Ontology translation by ontology merging and automated reasoning. In *Proc. EKAW2002 Workshop on Ontologies for Multi-Agent Systems*, 3-18.

20. Wiederhold, G. (1995). Mediation in information systems. *ACM Computing Surveys*, 27(2), 380-382. Retrieved from <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/210376.210390>

21. Levy, A. Y., Rajaraman, A., & Ordille, J. J. (1996). Querying heterogeneous information sources using source descriptions. *Proceedings of the 22nd international conference on very large data bases*, 251-262.

22. Harris, S., Seaborne, A., & Prud'hommeaux, E. (2013, March 21). *SPARQL 1.1 query language*. W3C Recommendation. Retrieved from <https://www.w3.org/TR/sparql11-query/>.

23. Klein, M. C. A. (2004). *Change management for distributed ontologies* [PhD thesis, Vrije Universiteit Amsterdam].

24. Haase, P., & Stojanovic, L. (2005). Consistent Evolution of OWL Ontologies. *Lecture Notes in Computer Science*, 3532, 182-197. DOI: [10.1007/11431053_13](https://doi.org/10.1007/11431053_13).

25. Stojanovic, L. (2003). *Methods and tools for ontology evolution* [PhD thesis, University of Karlsruhe].

26. Resnik, P. (1995). Using information content to evaluate semantic similarity in a taxonomy. *IJCAI*, 1, 448-453. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.cmp-lg/9511007>.

27. Pedersen, T., Patwardhan, S., & Michelizzi, J. (2004). WordNet::Similarity - Measuring the relatedness of concepts. *Demonstrations at HLT-NAACL 2004*, 38-41. DOI: <https://aclanthology.org/N04-3012/>.

28. Sirin, E., Parsia, B., Grau, B. C., Kalyanpur, A., & Katz, Y. (2007). Pellet: A practical OWL-DL reasoner. *Journal of web semantics*, 5(2), 51-53.
29. Glimm, B., Horrocks, I., Motik, B., & Sattler, U. (2014). HermiT: An OWL 2 Reasoner. *Journal of Automated Reasoning*, 53(3), 245–269. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10817-014-9305-1>.
30. Tsarkov, D., & Horrocks, I. (2006). FaCT++ Description Logic Reasoner: System Description. In U. Furbach & N. Shankar (Eds.), *Automated Reasoning. IJCAR 2006* (Vol. 4130, pp. 292–297). Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/11814771_26.
31. Gladun, A., Khala, K., & Martínez-Beha, R. (2021). *Development of object's structured information field with specific properties for its semantic model building. CEUR Workshop Proceedings*, 3241, 102–111.
32. Гриценко, В.І., Гладун, А.Я., & Рогушина, Ю.В. (2018). Моделі та методи використання семантичних wiki-ресурсів як джерела знань для поповнення формальних онтологій предметних областей. *Кибернетика та обчислювальна техніка*, 2(192), 23–43, DOI: <https://doi.org/10.15407/kvt192.02.023>.

РОЗДІЛ ІІІ. ПЕРЕВАГИ ТА ВИКЛИКИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ГАЛУЗІ ОБОРОНИ

DOI

Гмиря Вікторія¹[0000-0003-3070-0158], Романовська Людмила¹[0009-0002-7284-1493],

Нікітченко Анна¹[0000-0001-9387-5639], Панченко Антон¹[0009-0003-9254-6464]

¹Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки, Черкаси, Україна

Анотація. Міжнародний досвід війн останніх років свідчить, що сучасні бойові дії характеризуються високою інтенсивністю та динамікою. Це спричиняє значні потоки інформації, обробка яких і швидке ухвалення рішень потребують значних зусиль і часу, адже необхідно враховувати велику кількість змінних факторів. Стрімка зміна обстановки на полі бою вимагає не лише оперативного, а й завчасного реагування та прогнозування можливих сценаріїв розвитку подій. Водночас людський фактор складність ухвалення швидких та ефективних рішень може істотно впливати на хід бойових дій. У таких умовах впровадження алгоритмів штучного інтелекту сприяє розв'язанню складних і потенційно небезпечних завдань, а також підвищує ефективність застосування зброї. Технологічні інновації у поєднанні зі штучним інтелектом стають ключовим чинником успіху в сучасній війні. Тому дослідження, спрямовані на їхній розвиток, мають надзвичайно важливе значення.

Ключові слова: штучний інтелект, війна, кібербезпека, масив даних, оборона.

ADVANTAGES AND CHALLENGES OF MILITARY ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE DEFENCE SECTOR

Hmyriia Viktoriia¹ [0000-0003-3070-0158], Romanovskaya Lyudmyla¹ [0009-0002-7284-1493],

Nikitchenko Anna¹[0000-0001-9387-5639], Panchenko Anton¹[0009-0003-9254-6464]

State Research Institute for Testing and Certification of Armaments and Military Equipment, Cherkasy, Ukraine

Abstract. The international experience of recent wars shows that modern warfare is characterised by high intensity and dynamics. This causes significant flows of information, the processing of which and rapid decision-making require considerable effort and time, as a large number of variable factors must be taken into account. Rapid changes in the situation on the battlefield require not only prompt but also proactive response and forecasting of possible scenarios. At the same time, the human factor and the difficulty of making quick and effective decisions can significantly affect the course of hostilities. In such circumstances, the introduction of artificial intelligence algorithms helps to solve complex and potentially dangerous tasks and increases the effectiveness of the use of weapons. Technological innovations combined with artificial intelligence are becoming a key success factor in modern warfare. Therefore, research aimed at their development is extremely important.

Keywords: artificial intelligence, war, cybersecurity, data set, defence.

Вступ. Штучний інтелект (далі - ШІ) все частіше використовується у військовій сфері для підвищення ефективності та точності військових операцій, прогностного аналізу та логістики. Здатність обробляти великі обсяги даних у реальному часі і навчатися автономно, робить ШІ потужним потенціалом у сфері оборони і національної безпеки.

Однак його використання також піднімає значні етичні та правові проблеми, такі як прозорість у прийнятті рішень і відповідальність у разі помилок або супутньої шкоди.

Деякі цивільні технологічні компанії, зокрема виробники товарів оборонного призначення, беруть активну участь у розробці військового ШІ, хоча існують побоювання, що військові системи ШІ можуть виявитися вразливими до атак і втручання або спричинити випадкову шкоду у великих масштабах. Є також питання щодо відповідальності та прозорості в умовах нинішньої геополітичної нестабільності, особливо якщо врахувати, що США, Китай, росія, Іран, Туреччина та Ізраїль, серед інших країн, очолюють розробку ШІ для широкомасштабних військових операцій.

Потенціал III військового призначення величезний і різноманітний, важливість якого полягає в здатності аналізувати великі обсяги даних із різних джерел, таких як супутникові знімки, сигнали розвідки, засоби зв'язку і соціальні мережі, для виявлення закономірностей і тенденцій, які можуть мати відношення до національної безпеки. Завдяки цій здатності ідентифікація цілей на зображеннях і відеозаписах спостереження надає критично важливу інформацію на полі бою.

Це підводить до використання III в системах озброєння і автономних транспортних засобах, таких як дрони, наземні транспортні засоби і системи протиповітряної оборони, де втручання людини є мінімальним.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Метою даного дослідження є вивчення переваг і викликів використання штучного інтелекту у військових операціях і оборонних системах. Із цією метою сформульовано питання дослідження: Які основні переваги та етичні проблеми пов'язані з інтеграцією можливостей штучного інтелекту у військову сферу? Методологія дослідження полягає в ґрунтовному огляді існуючих наукових досліджень щодо застосування штучного інтелекту у військовому контексті.

Впровадження штучного інтелекту (ШІ) у військову сферу є предметом численних досліджень як вітчизняних, так і зарубіжних вчених. Ці дослідження охоплюють різні аспекти застосування ШІ, від еволюції технологій до практичного використання в бойових умовах. У статтях [1,2] досліджено еволюцію ШІ та проаналізовано бачення щодо розвитку технологій ШІ. Автори відзначають, що ШІ проходить швидкий розвиток, і його впровадження у військову сферу може значно підвищити ефективність бойових дій. В іншому дослідженні [3] вивчено досвід Ізраїлю, США з використання ШІ під час військових дій та у цивільній сфері. Автори підкреслюють, що Ізраїль активно інтегрує ШІ в свої оборонні системи, що дозволяє швидко аналізувати великі обсяги даних і приймати оперативні рішення на полі бою. Дослідження [4] розглядає особливості застосування ШІ у сфері військової логістики. Використання ШІ в логістичних системах може оптимізувати постачання, зменшити витрати та підвищити оперативність забезпечення військових підрозділів

необхідними ресурсами. У роботі [5] відзначено, що фінансове забезпечення впровадження ІІІ та робототехніки військового призначення дозволяють зменшити ризики для життя людей. Це підвищує безпеку військовослужбовців та ефективність виконання бойових завдань. У роботі [6] аналізується використання штучного інтелекту (ІІІ), який приносить значні переваги, але також створює нові загрози в різних галузях, особливо в контексті інформаційної безпеки та кібербезпеки. Автори підкреслюють необхідність розробки заходів для захисту від потенційних загроз, пов'язаних з використанням ІІІ.

Ці дослідження підкреслюють важливість інтеграції ІІІ у військову сферу для підвищення ефективності та безпеки, а також необхідність врахування потенційних ризиків та загроз, пов'язаних з його використанням.

Результати. Штучний інтелект військового призначення відноситься до систем ІІІ, який розроблено і використовується виключно для військових і оборонних застосувань [1]. Даний ІІІ призначено для задоволення суворих вимог і викликів, пов'язаних із військовим середовищем [2], де військові прагнуть отримати вирішальну перевагу над потенційними супротивниками. Наведено характеристики цього типу ІІІ:

- Міцність і надійність. ІІІ розроблений так, щоб працювати надійно і витримувати суворі умови. Він має функціонувати в різноманітних середовищах і умовах, зокрема, в умовах екстремального застосування. Це означає, що необхідно діяти у ворожому середовищі і протистояти фізичним пошкодженням, наприклад, у зоні бойових дій, і зберігати свою функціональність навіть за наявності перешкод або кібератак [3].

- Обчислювальна потужність. ІІІ розроблений з передовими обчислювальними можливостями для забезпечення належної обробки великих обсягів даних. Він може виконувати складні завдання з аналізу та обробки інформації швидко та ефективно. Це означає, що його дизайн і розробка в багатьох випадках є індивідуальними.

- Автономність. Озброєння та військова техніка, а також програмне забезпечення, яке використовується у воєнних операціях, потребують систем

штучного інтелекту, що можуть працювати автономно, без необхідності постійного нагляду з боку людини. Це стосується таких завдань, як навігація безпілотної на полі бою, виявлення і відстеження цілей або управління логістикою і ланцюгами поставок.

- Адаптивність. ШІ дуже легко адаптується і може пристосовуватися до різних ситуацій і мінливих сценаріїв на полі бою.

- Прийняття рішень. Система штучного інтелекту, в більшості мають приймати рішення в режимі реального часу через мінливу динаміку інформації. Це вимагає вдосконалених алгоритмів і високопродуктивних обчислювальних потужностей.

- Безпека та конфіденційність. З огляду на чутливий характер своїх завдань, системи ШІ військового призначення мають відповідати жорстким стандартам безпеки і конфіденційності. Це включає шифрування, захищені канали зв'язку і заходи для запобігання втручанню або несанкціонованому доступу. Конструкція чіпів має бути стійкою до кібератак, пошкодження даних, збоїв обладнання та інших загроз, оскільки вони будуть використовуватися у військових операціях із високим ступенем ризику.

- Етичні міркування. Системи ШІ повинні бути розроблені таким чином, щоб поважати міжнародне право і мінімізувати ризик заподіяння шкоди цивільному населенню [4].

- Людино-машинна взаємодія: ШІ може працювати автономно або у співпраці з людьми-операторами. Людино-машинна взаємодія має важливе значення у військовому середовищі, де оператори можуть застосовуватися можливості ШІ для обробки та аналізу даних з метою підтримки прийняття обґрунтованих рішень. Ще одна особливість даного типу ШІ полягає в тому, що він зазвичай має доступ до величезних масивів даних для навчання, включаючи військову розвідку, дані спостереження, інформацію з конфліктів і військових ігор, що дозволяє навчатися набагато швидше і досягати вищих рівнів ефективності. Щоб це стало можливим, необхідні передові технології штучного інтелекту, які виходять за рамки комерційно доступних. Деякі з них

розробляються компаніями і військовими підрядниками, що спеціалізуються на ШІ, чий специфічні правила і політика орієнтовані на застосування, пов'язані з обороною і національною безпекою.

Технології, поєднані зі штучним інтелектом, представляють власні розробки та виклики, як, наприклад, у випадку з мікросхемами штучного інтелекту, спеціалізованими для різних функцій у збройних силах і службах безпеки [5, 6]. Наприклад, ШІ для домінування в повітрі та оборони використовує системи технічного зору та машинне навчання для ідентифікації та відстеження цілей. У випадку з автономізацією транспортних засобів зосереджується на навігації, сприйнятті, прийнятті рішень тощо.

На світовому безпековому рівні запроваджено кілька прикладів зброї зі штучним інтелектом, які вже використовуються:

- Harpy - Ізраїльський безпілотно-камікадзе, який використовує ШІ для автономного пошуку і знищення радіолокаційних випромінювачів і систем протиповітряної оборони.

- SGR-A1 - це південнокорейська автоматизована роботизована турельна гармата виробництва Samsung, яка використовує штучний інтелект для виявлення людських цілей і атакує їх вогнепальною зброєю без втручання людини. Вона розгорнута вздовж корейської демілітаризованої зони.

- Sky Warrior/Predator XP - американський безпілотно на базі штучного інтелекту з покращеною автоматизацією та автономністю. Цей безпілотно може здійснювати атаки без нагляду людини. Використовується для цілеспрямованих атак на важливі об'єкти.

- Mantis - це пілотований кулемет зі штучним інтелектом, розроблений американською компанією SparkCognition. Він використовує комп'ютерний зір для автоматичного виявлення та відстеження людських цілей і наведення на них без ручного коригування.

- A10-AJ - це ШІ-модернізація, розроблена компанією Boeing для існуючих штурмовиків A10 Warthog. Він використовує комп'ютерний зір для ідентифікації

цілей швидше, ніж людина. Дозволяє пілотам справлятися з більшою кількістю загроз за менший час. Але для запуску зброї має бути людина-оператор.

- Informant V2 - система розпізнавання цілей зі штучним інтелектом, розроблена компанією BAE Systems. Вона покликана допомогти військовим ідентифікувати потенційні загрози та зосередити увагу на тому, що має найбільше значення в бойових ситуаціях.

- LOCUST - система, що складається з рою дронів зі штучним інтелектом, яку розробили в США. Рій дронів може автономно виявляти та ідентифікувати цілі, а потім координувати атаку з мінімальним втручанням людини [21]. Подібні ініціативи розвивають й інші країни.

- XQ-58A Valkyrie - тактичний автономний літак класу «повітря-повітря» і «повітря-земля», який працює з ІІІ для проведення різних операцій. Це перший повністю робочий літак шостого покоління.

- Ракети - кілька країн розробляють ракети зі штучним інтелектом, які можуть автономно ідентифікувати і відстежувати рухомі цілі. Включаючи американський рій мікродронів Perdix і китайські ракети DR-8.

- Танки - наддержави досліджують використання ІІІ для управління танками з більшою автономією, що включає автоматичне виявлення цілей, навігацію по різних типах місцевості і вибір оптимальних маршрутів.

- Підводні човни - ІІІ і автоматизація досліджуються для підводних операцій для вирішення складних завдань, таких як аналіз даних із датчиків, управління бойовими системами і оцінка загроз. Ця технологія має на меті зменшити чисельність необхідного екіпажу і підвищити ступінь автономності.

На сьогодні, існує перший автономний підводний човен, XLUUV (Orca) компанії Boeing, який поєднує в собі ці характеристики.

- Кораблі - безпілотні кораблі зі штучним інтелектом розробляються для таких місій, як розвідка, виявлення мін і атаки. Прикладами цього є кораблі ВМС США Sea Hunter і Sea Hawk, а також норвезький безпілотник Black Hornet.

- Артилерійські системи - деякі артилерійські гармати поєднані зі штучним інтелектом і автоматизацією наведення, що дозволяє їм виявляти, класифікувати і вражати рухомі цілі за лічені секунди, а не хвилини.

- Roadrunner - автономний літальний апарат багаторазового використання з вертикальним зльотом і посадкою (VTOL). Його функція - повітряна і наземна оборона, де він може запускати, ідентифікувати, перехоплювати і знищувати різні типи повітряних загроз. Він використовує кілька систем штучного інтелекту, які дозволяють одному оператору контролювати рої цих БпЛА, створюючи в процесі автономні платформи для спільної роботи.

- Гвинтівки - прототипи снайперських гвинтівок зі штучним інтелектом можуть виявляти людські цілі, розраховувати дальність, напрямок вітру і пропонувати місце для пострілу.

- Cyberglobes - інструмент, який виявляє злочинну діяльність, таку як фінансове шахрайство, торгівля наркотиками, кібератаки та терористичну діяльність в режимі реального часу за допомогою аналізу даних, згенерованих у соціальних мережах і розмовах. Крім того, система має додаткові функції, такі як картографування даних і геолокація [7].

- Небесний щит - сучасна ізраїльська багатоцільова система радіоелектронної боротьби, вбудована в бойові літаки. Розгортає контрзаходи для протидії загрозам, створюючи безпечні коридори для авіаційних ескадрилій з метою оборони та нападу.

- Drone Dome - зенітна система проти безпілотників, яка знищує їх за допомогою електронних перешкод та вдосконаленого штучного інтелекту, що дозволяє швидко виявляти цілі та знищувати їх за допомогою лазерної системи наведення променя.

- Imilite - система, призначена для розвідки, спостереження та рекогносцировки на полі бою, яка інтегрує в собі безліч датчиків і платформ для інтелектуального та ефективного використання. Вона спеціалізується на централізації та уніфікації обробки і використання різних типів даних, таких як зображення і відео, а також інших видів розвідданих.

- MXSERVER - інструмент для аналізу відео- та фотоматеріалів, який використовує розпізнавання облич та машинне навчання, що дозволяє ідентифікувати підозрюваних та надавати корисну інформацію органам безпеки.

- Sea Breaker (морський розбійник) - ракета, що спеціалізується на вибіркових ударах із використанням алгоритмів ШІ та штучного зору.

- Iron Vision - система штучного зору високої чіткості, вбудована в танки, яка дозволяє операторам спостерігати за навколишнім середовищем під кутом 360 градусів. Це дає змогу точніше виявляти цілі за допомогою алгоритмів штучного інтелекту, що забезпечують ситуаційну обізнаність.

- Керована енергетична зброя - складається з точного відстеження повітряних або наземних цілей і знищення їх пострілами лазерного променя за посередництва передового програмного забезпечення зі штучним інтелектом. Існують різні прототипи, що перебувають на стадії розробки і випробувань, наприклад, система 8x8 VBCR північноамериканського сімейства Stryker.

Існує широкий спектр автономних озброєнь і систем, функціональність яких безпосередньо пов'язана зі штучним інтелектом, та наразі перебувають на стадії розробки або мають обмежене оперативне застосування, за винятком таємних досліджень військових і приватних виробників, що не стають надбанням громадськості. Хоча більшість із них все ще потребують людської допомоги для роботи, але наразі спостерігається чітка тенденція до більшої автономності і меншої участі людини.

Наприклад, винищувачі п'ятого і шостого поколінь мають вбудований ШІ для розвідки, виявлення, планування і звичайних, і електронних атак з тривимірним баченням, що усуває пілота від прийняття рішень при наявності безлічі змінних, які можуть збити його з пантелику на полі бою.

Особливістю цієї технології є її масштабованість, тобто її можна оновлювати і включати нові розробки в існуючі, без необхідності починати нові розробки з нуля, як у випадку з інтегрованими військовими системами; звертаючись до відкритих архітектур сенсорних систем, відкритих модульних наборів стандартів C5ISR/EW(CMOSS) і середовищ повітряного базування,

серед іншого, залучаючи такі технології, як передові радіолокаційні системи, авіоніку, навігацію, радіоелектронну боротьбу, розвідку сигналів, зв'язок та інші важливі для виконання місій військові системи.

У військовій промисловості існують різні алгоритми штучного інтелекту, які широко використовуються для різних застосувань:

Штучні нейронні мережі (ШНМ) - це тип алгоритму машинного навчання, створений людським мозком. ШНМ можна використовувати для різних завдань, таких як розпізнавання зображень, обробка природної мови (NPL) і розпізнавання мови. Ці мережі складаються з безлічі взаємопов'язаних штучних нейронів. Кожен нейрон отримує вхідні дані, що обробляються за допомогою набору функцій активації, а потім виробляє обумовлені вихідні дані, доки не буде отримано ідеальний вихідний сигнал.

Машини опорних векторів (SVM) - алгоритм машинного навчання, який можна використовувати для задач класифікації та регресії. SVM працюють, знаходячи гіперплощину, яка розділяє дані на два класи, максимізуючи різницю між класами даних. Навчальні дані відображаються в простір вищої розмірності за допомогою функції ядра, що дозволяє знаходити нелінійні гіперплощини.

Під час навчання вибираються опорні вектори, які є найближчими точками даних до гіперплощини поділу. На етапі класифікації нові дані зіставляються з тим самим високорозмірним простором і відносяться до класу на основі їхнього розташування.

Дерево рішень - це алгоритми керованого навчання, що використовуються для задач класифікації та регресії. Дерево рішень працює шляхом побудови деревоподібної структури, яка представляє взаємозв'язки між певними характеристиками та цільовою змінною. Вони також пов'язані з алгоритмами навчання випадкових «лісів», які поєднують кілька дерев рішень для підвищення точності прогнозування.

Варіаційні автокодери (VAE) - це клас моделей глибокого навчання, які поєднують потужність нейронних мереж з імовірнісними графічними моделями. Вони складаються з двох основних компонентів: кодувальної мережі та декодувальної мережі, де VAE навчаються на вхідних даних, які можуть бути

відібрані, щоб генерувати нові дані, схожі на них. ШНМ може навчитися генерувати нові зображення або дані, подібні до навчальних даних.

Комп'ютерний зір - це галузь ШІ, яка дозволяє машинам інтерпретувати та розуміти візуальні дані з навколишнього світу. Використовується для таких завдань, як виявлення і відстеження об'єктів, розпізнавання облич і автономна навігація.

Обробка природної мови (NLP) - це технологія, яка дозволяє легко і швидко узагальнювати складні тексти. Вона використовує алгоритми для визначення та/або генерування основних ідей та узагальнення їх у короткому тексті, подібно до перекладачів та чат-ботів. Цю технологію можна використовувати в різних галузях, від освіти та журналістики до систем електронного шпигунства.

Когнітивні обчислення - займається створенням інтелектуальних обчислювальних систем, здатних міркувати, навчатися, вирішувати проблеми і приймати рішення без втручання людини. У військовій сфері використовується в обробці зображень, стратегічному плануванні, логістиці та кібербезпеці.

Мультимодальні моделі - може розуміти і обробляти кілька типів даних одночасно, наприклад, текст, зображення, аудіо або мультимодальні комбінації. Цей тип ШІ охоплює раніше згадані моделі, а також інші, які перебувають на стадії розробки, такі як Large Language Models as Optimizers [5], що має на меті покращити продуктивність великих мовних моделей (LLM) шляхом оптимізації за допомогою підказок (OPRO); це не що інше, як метаіндикатори, описані природною мовою, які генерують правдоподібні рішення, засновані на описі проблеми і попередніх рішеннях.

З точки зору прогнозів, ШІ, як очікується, продовжить ставати більш інтегрованим у військове поле. Швидше за все, побачимо більш персоналізований досвід завдяки ШІ, а також вдосконаленню в цивільних галузях, таких як охорона здоров'я, транспорт та освіта. Однак ці досягнення також спричиняють проблеми, особливо щодо таких питань, як конфіденційність та безпека.

Незважаючи на те, що загальні характеристики військового ШІ схожі на комерційний ШІ з точки зору машинного навчання, комп'ютерного зору тощо,

обсяг, продуктивність, безпека, етика та роль у військових роблять ці системи відмінно від того, що є комерційно доступним. Додамо, що ресурси, виділені для інвестування в цю технологію, значні, і, отже, розширюють межі технології ІІІ, як зазначено.

Експерти [6] стверджують, що люди завжди повинні підтримувати остаточний контроль над будь - якою системою зброї, що включає ІІІ. Інші вважають, що повна автономія неминуча і необхідна для того, щоб не відставати від технологічних досягнень від потенційних загроз [7,8], особливо коли геополітична динаміка сьогодні все більш нестабільна.

Ще один аспект, який слід врахувати, - це потенційне використання військових ІІІ для шпигування цивільних. Хоча шпигунство не є новим, використання ІІІ для цієї мети є новим, особливим, тому ці дії здійснюються не тільки силами безпеки, а й цивільними. Це приклад того, що військові події ІІІ неминуче пробиваються в цивільне життя в різних контекстах, які можуть негативно вплинути на приватне життя, спостереження та інші аспекти повсякденного життя. Нещодавні дослідження [9] виявили, як військовий ІІІ для використання в розвідувальних операціях з метою виявлення терористичних загроз, використовується для моніторингу та спостереження за працівниками, особливо в США.

Мета полягає в тому, щоб здійснити аналіз даних для виявлення організаторів, де виникає можливість страйків праці та діяти проти них. Наприклад, розташування організаторів, щоб їхні роботодавці могли звільнити їх, перш ніж сформувати об'єднання. Ця система може використовуватися роботодавцями під час набору персоналу, щоб уникнути найму майбутніх організаторів профспілки або людей, які мали проблеми в місцях, де вони раніше працювали.

Проблема тут не закінчується, оскільки деякі ІІІ використовуються для виявлення емоцій, які все ще мають недоліки, перевірені упередження, дискримінацію та неправильні припущення. Це означає, що люди можуть бути помилково звинувачені. В даний час цьому сценарію не вистачає регулювання, а, отже, кілька компаній використовують цей тип технологій без будь - якого контролю

або гарантії прозорості. Звідси випливає, що коли ІІІ стає більш інтегрованим у наше життя, питання, пов'язані з етикою та стандартами, стають значущим.

Сюди входять такі проблеми, як конфіденційність даних, можливість алгоритмічного упередженості та вплив ІІІ на робочі місця; вилучення постійних досліджень та розробок у безпеці та дослідженні методів для забезпечення безпечної та надійної реалізації системи ІІІ. Дивлячись у майбутнє, військовий ІІІ має декілька дуже релевантних прогнозів, з потенціалом для покращення, дотримуючись закону про результати роботи Мура [10]. Це передбачає високу обчислювальну потужність та дані, доступні для підготовки моделей ІІІ, що подвоюється приблизно кожні два роки. Тобто, існує безперервний прогрес у поглибленому вивченні, з дослідженням більш складних архітектур, методів оптимізації та стратегій навчання для вирішення ще складніших завдань.

Це просування йде з постійним вдосконаленням невідконтрольного навчання та самодосконаленого навчання [10], що полегшує військовим системам ІІІ вчитися з не маркованих даних та зменшити їх залежність до великих наборів даних. Дані події також привернули увагу до етичної та відповідальної практики ІІІ [11]. Це включає вирішення таких питань, як упередженість, справедливість, прозорість та надійність систем ІІІ. На цьому етапі досліджується інтеграція ІІІ з іншими новими технологіями.

Сюди входять нейротехнологія, нейроморфні обчислення та квантові обчислення. Ці інтеграції передбачають нові можливості для вдосконалення обчислювальної потужності та алгоритмічних можливостей ІІІ. Наприклад, ІІІ має потенціал для революції в діагностиці, лікуванні та наданні медичної допомоги, забезпечуючи взаємодію та безпеку в критичних системах, вдосконалення в цілому охорони здоров'я, виявлення нових препаратів та масштабування персоналізованої медицини на нових рівнях. Незважаючи на те, що технології мають великий потенціал для перетворення багатьох сфер, існують також етичні проблеми щодо їх використання в корпоративних, суспільних та глобальних військових операціях.

ШІ при прийнятті автономних рішень може мати наслідки в житті людей. Це тягне за собою встановлення етичної та юридичної бази для її застосування у військовій галузі та чітко визначення відповідальності у випадку помилок або побічних результатів. Майбутні розробки повинні бути збалансовані, з урахуванням конфіденційності, безпеки та прав людини. Таким чином, залежність від ШІ у військових операціях може бути ризиком, якщо система не застосовується або порушені супротивниками.

На даний момент ШІ може бути сприйнятливим до упередженості та дискримінації, що викликає негативні наслідки у військових операціях, підбиваючи довіру до критичних систем. Важливо також, щоб військові активно вирішили ці виклики та працювали над рішеннями, що дозволять відповідати та ефективно використовувати ШІ.

Висновки. Військовий ШІ покликаний задовольнити потреби військових у різних сферах, враховуючи передові можливості переробки, пристосованість та безпеку, серед інших аспектів. Його застосування варіюється від визнання та спостереження до прогностного аналізу для прийняття стратегічних рішень. Основна мета - підвищити ефективність та виконання військових операцій, таких як автономні транспортні засоби (такі як безпілотники або безпілотні підводні човни), кібер -захист, логістика та управління ланцюгами поставок, серед інших.

ШІ все частіше відіграє вирішальну роль у покращенні захисту кібербезпеки для військових. Автоматизуючи завдання, прискорюючи виявлення та допомагаючи в розвідці загрози, ШІ Technologies може допомогти військовим більш ефективно захистити свої цифрові активи та критичну інфраструктуру щодо кібератак.

Незважаючи на те, що повністю автономна зброя ще не існує, існує багато прикладів, що покращують наявні системи зброї, забезпечуючи виявлення, пріоритетність, відстеження та цільові рекомендаційні можливості, але остаточне рішення про залучення та використання смертельної зброї все ще наразі потрапляє до оператора людини. Серед різних країн триває гонка військового штучного

інтелекту, який викликає численні актуальні етичні та безпечні міркування, які повинні бути вирішені, коли ця технологія продовжує розвиватися.

Зокрема, значна частина цього технологічного прогресу відбувається поза громадськістю. Слід також визнати, що посилення геополітичної напруженості між великими світовими державами - це прискорення зусиль для розвитку передового ІІІ як для оборони, кібербезпеки, так і для потенційних кібер - можливостей, що ще більше посилює гонку озброєнь у цій галузі.

Отже, оскільки системи ІІІ все більше розгортаються для цілей як кібер - захисту, так і кіберзлочинності, ретельне міжнародне управління та нагляд будуть життєво важливими в майбутньому, щоб допомогти керувати складними етичними наслідками безпеки прогресу в цих технологіях.

Список джерел:

1. Хаустова, В. Є., Решетняк, О. І., Хаустов, М. М., & Зінченко, В. А. (2022). Напрямки розвитку технологій штучного інтелекту в забезпеченні обороноздатності країни. *Бізнес Інформ*, 3, 17–26. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2022-3-17-26>
2. Laudien, T., Ernst, J., Schmerwitz, S. (2023). Bringing a colored head-down display symbology heads up: display fidelity review of a low-cost see-through HMD. *Artificial Intelligence and Machine Learning for Multi-Domain Operations Applications*, Vol. 12538, pp. 191–197. DOI: 10.1117/12.2664840.
3. Evron, Y., Bitzinger, R. A. (2023). *The fourth industrial revolution and military-civil fusion: A new paradigm for military innovation?* Cambridge University Press
4. Gaba, S., Budhiraja, I., Kumar, V., Martha, S., Khurmi, J., Singh, A., Singh, K., Askar, S., Abouhawwash, M. (2024). A systematic analysis of enhancing cyber security using deep learning for cyber physical systems. *IEEE*, Vol. 12, pp. 6017–6035. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3349022.
5. Raaijmakers, S. (2019). Artificial intelligence for law enforcement: Challenges and Opportunities. *IEEE Security & Privacy*, Vol. 17, No. 5, pp. 74–77.
6. Maschmeyer, L. (2022). Subverting skynet: the strategic promise of lethal autonomous weapons and the perils of exploitation. *14th International Conference on Cyber Conflict: Keep Moving! (CyCon)*, Vol. 700, pp. 155–171. DOI: 10.23919/CyCon55549.2022.9811008.
7. Müller, O., Rotter, S. (2017). Neurotechnology: Current developments and ethical issues. *Frontiers in Systems Neuroscience*, Vol. 11, No. 93, pp. 1–5. DOI: 10.3389/fnsys.2017.00093.
8. Pekarev, J. (2023). Attitudes of military personnel towards unmanned ground vehicles (UGV): a study of in-depth interview. *Discover Artificial Intelligence*, Vol. 3, No. 1, pp. 24. DOI: 10.1007/s44163-023-00058-4.

9. Qian, S., Liu, M., Dou, Y., Fink, Y., Yan, W. (2023). Una ley de Moore para fibras permite tejidos inteligentes. *Revista Nacional de Ciencias*, Vol. 10, No. 1, DOI:10.1093/nsr/nwac202.
10. Скіцько, О., Складанний, П., Ширшов, Р., Гуменюк, М., & Ворохоб, М. (2023). Загрози та ризики використання штучного інтелекту. Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка», 2(22), 6–18. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2023.22.618>
11. Raaijmakers, S. (2019). Artificial intelligence for law enforcement: Challenges and Opportunities. *IEEE Security & Privacy*, Vol. 17, No. 5, pp. 74–77.
12. Rani, V., Nabi, S. T., Kumar, M., Mittal, A., Kumar, K. (2023). Self-supervised learning: A succinct review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, Vol. 30, No. 4, pp. 2761–2775. DOI: 10.1007/s11831-023-09884-2.
13. Sattler, S., Pietralla, D. (2022). Public attitudes towards neurotechnology: Findings from two experiments concerning brain stimulation devices (BSDs) and brain-computer interfaces (BCIs). *PloS One*, Vol. 17, No. 11, p. e0275454. DOI: 10.1371/journal.pone.0275454
14. Трофименко, О. Г., & Яремчук, М. В. (2023). Штучний інтелект у військовій сфері. Кіберпростір в умовах війни та глобальних викликів XXI століття: теорія та практика: матер. міжнар. наук.-практ. конф., 144–148. <https://doi.org/10.32837/11300.27179>
15. Quirión, R. (2023). Brain organoids: are they for real? *Frontiers in Science*, Vol. 1, p. 1148127. DOI: 10.3389/fsci.2023.1148127.
16. Johnson, J. (2020). Artificial intelligence: A threat to strategic stability. *Strategic studies quarterly*, Vol. 14, No. 1, pp. 16–39.

РОЗДІЛ IV. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ПРИЙНЯТТІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ: ПЕРСПЕКТИВИ ФЕДЕРАТИВНОГО НАВЧАННЯ

DOI

Головчак Марія¹[0000-0002-9890-6948]

¹ Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна

mariia.i.holovchak@lpnu.ua

Анотація. Розглянуто теоретичні основи впровадження федеративного навчання у процеси прийняття управлінських рішень в публічному секторі. Висвітлено роль штучного інтелекту у цифровому врядуванні, зацентовано увагу на перевагах та викликах використання федеративного навчання, зокрема щодо конфіденційності, безпеки даних та ефективності обробки інформації. Проведено аналіз сучасних досліджень та визначено перспективи застосування федеративного навчання в публічному управлінні. Результати дослідження можуть бути корисними для науковців, публічних службовців та розробників політик, які прагнуть підвищити ефективність прийняття рішень за допомогою інноваційних технологій.

Ключові слова: штучний інтелект, федеративне навчання, прийняття публічних рішень, публічне управління, технології, цифрове врядування, конфіденційність даних, безпека інформації, аналітика даних, інтелектуалізовані управлінські системи.

Вступ. Швидкий розвиток технологій упродовж останніх років зумовив експоненційне зростання ролі штучного інтелекту (ШІ) у трансформаційних процесах сучасних суспільних систем (Hilbert, 2020; Lu, 2019). Інтеграція ШІ в механізми прийняття управлінських рішень не лише сприяє оптимізації стратегічного планування, а й докорінно змінює парадигми цифрового врядування (Kuziemski & Misuraca, 2020). У зв'язку з цим постає необхідність аналізування концептуальних засад й практичної імплементації федеративного

навчання як одного з найбільш перспективних методологічних підходів у контексті прийняття управлінських рішень в публічному секторі.

Штучний інтелект, як мультидисциплінарний феномен, охоплює спектр алгоритмічних методів і моделей, орієнтованих на когнітивну автоматизацію аналітичних і прогностичних процесів, які традиційно потребують людського інтелекту, таких як аналіз, навчання та ухвалення рішень. Протягом останніх років еволюція ШІ детермінована синергією між зростаючою обчислювальною потужністю, розвитком великих масивів даних та удосконаленням глибинного навчання, яка забезпечує якісно новий рівень адаптивності й автономності цифрових систем (Zhu, Yu et al., 2023). У результаті, ШІ став невід'ємною частиною багатьох сфер, зокрема охорони здоров'я, фінансів та виробництва, відкриваючи нові можливості та виклики для управлінців (Bughin, Hazan et al., 2018).

Цифрова трансформація змінила підходи до управління та конкуренції, сформувавши динамічне середовище, яке характеризується інформаційною надмірністю, високим рівнем волатильності та необхідністю швидкої адаптації управлінських систем до зовнішніх змін (Bughin et al., 2018). Водночас процеси ухвалення стратегічних рішень дедалі більше залежать від аналітики великих даних та когнітивних технологій, які забезпечують прогнозованість і адаптивність у прийнятті політико-управлінських рішень (Duan, Edwards & Dwivedi, 2019). У цьому контексті штучний інтелект займає провідне місце, забезпечуючи організації аналітичними інструментами для більш обґрунтованого прийняття рішень та розробки ефективних стратегій (Davenport, Guha, Grewal, & Bressgott, 2020).

Федеративне навчання (ФН), як один із перспективних підходів у сфері ШІ, дозволяє проводити аналіз даних без централізованого збирання, що важливо для сектору публічного управління, де питання конфіденційності та безпеки інформації відіграють визначальну роль (Banabilah, ... & Jararweh, 2022). Іншими словами, федеративне навчання – це інструмент для ефективного використання децентралізованих даних без порушення конфіденційності. Використання підходу ФН може значно підвищити ефективність прийняття управлінських

рішень, забезпечуючи доступ до цінної інформації при дотриманні високих стандартів безпеки та захисту даних.

Розвиток інтелектуалізованих управлінських систем на основі федеративного навчання відкриває нові горизонти для ухвалення рішень у сфері публічного управління, дозволяючи гармонізувати ефективність аналітичних процесів із вимогами безпеки даних. Попри це виникає потреба у розробці методологічних підходів до імплементації таких технологій, яка потребує подальших міждисциплінарних досліджень у публічному управлінні.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Аналіз сучасних досліджень щодо застосування ШІ в управлінні підтверджує зростаючу увагу науковців до можливостей федеративного навчання як інноваційного підходу, який поєднує ефективність обробки даних із забезпеченням конфіденційності та безпеки інформації. Основоположні дослідження ФН було вперше представлено Google у 2015 році (Konečný, McMahan, Ramage et al., 2016, Konečný, McMahan, Yu et al., 2016). Вони заклали основу для розвитку ФН як децентралізованого підходу до навчання моделей машинного навчання (МН), який дозволяє навчати моделі без передачі персональних даних на центральний сервер.

Дослідження McMahan & Ramage (2017) та подальші напрацювання Kairouz, McMahan та ін. (2021) у сфері безпечного та приватного навчання моделей є важливими для прийняття управлінських рішень, особливо в публічному секторі. ФН, яке вони досліджували, дозволяє аналізувати децентралізовані дані без їхньої передачі на централізовані сервери, що мінімізує ризики витоку конфіденційної інформації та покращує рівень довіри до цифрових управлінських систем. Досвід Google Assistant демонструє, як такі підходи можуть бути масштабованими та застосовними до складних систем ухвалення рішень, забезпечуючи адаптивність алгоритмів до змінних умов і потреб суспільства.

Hard та ін. (2018) досліджували застосування ФН у Gboard на Android, що стало одним із перших реальних прикладів використання технології для інтелектуального текстового введення. Інтелектуальне текстове введення на

основі ФН показало, що можливо покращувати моделі ШІ, не передаючи особисті дані користувачів на централізовані сервери. Це принципово для публічного управління та корпоративного менеджменту, де рішення ґрунтуються на чутливій інформації.

ФН продовжує еволюціонувати, адаптуючись до потреб різних галузей, що зумовлює необхідність комплексного аналізу його архітектурних фреймворків і системних викликів. Yang, Liu, Chen і Tong (2019) розглянули основні архітектури ФН, їхні переваги та обмеження, акцентуючи увагу на питаннях ефективності обчислень. Подальші дослідження Aledhari, Razzak, Parizi та Saeed (2020) були зосереджені на створенні програмних і апаратних рішень для ФН, включаючи розподіл ресурсів та оптимізацію збереження даних. У цей же час, Lim та ін. (2020) окреслили системні виклики ФН, зокрема витрати на зв'язок, безпеку даних і механізми забезпечення конфіденційності, які є значущими для широкого впровадження цієї технології. На практичному рівні ФН вже знаходить застосування у сферах штучного інтелекту, обробки природної мови, автономного транспорту, IoT, а також у поєднанні з блокчейном для підвищення рівня безпеки.

Різні ринкові сегменти, такі як охорона здоров'я, освіта, промисловість та публічне управління, активно впроваджують ФН для збереження конфіденційності даних та покращення ефективності процесів ухвалення рішень. Подальші дослідження мають зосереджуватися на вдосконаленні механізмів рекомендацій, підвищенні рівня персоналізації, інтеграції федеративного навчання у публічний сектор, а також оптимізації управління енергоресурсами, що сприятиме розширенню його можливостей та підвищенню ефективності застосування в різних сферах.

Результати дослідження. Використання ШІ в публічному секторі сприяє підвищенню ефективності та точності управлінських рішень, актуалізуючи питання прозорості, етичності та конфіденційності даних. У цьому контексті ФН постає як перспективний підхід, який забезпечує навчання моделей ШІ на децентралізованих даних без порушення приватності та безпеки інформації.

Наприклад, у сфері охорони здоров'я ФН може використовуватися для прогнозування епідемій, де дані про пацієнтів зберігаються локально в закладах охорони здоров'я, а в фінансовому секторі – для виявлення шахрайства, де збереження конфіденційності транзакцій є критичним.

Дослідження провідних закордонних учених підтверджують, що інтеграція ФН в процеси публічного управління надає значні переваги. По-перше, завдяки аналізу даних без їх передачі на централізовані сервери, ФН суттєво підвищує рівень конфіденційності та безпеки, мінімізуючи ризики витоку інформації та кібератак (Hard et al., 2018). По-друге, застосування ФН дозволяє оптимізувати ухвалення стратегічних рішень через більш точне та швидке прогнозування тенденцій, (Kairouz et al., 2021). ФН також забезпечує гнучкість і масштабованість, що дозволяє адаптуватися до регіональних особливостей, створюючи персоналізований підхід до прийняття рішень (Zhang et al., 2022). Експериментальне моделювання (Theoretical and practical aspects, 2022) показало, що використання ФН може підвищувати точність прогнозування соціально-економічних процесів на 18-22% порівняно з традиційними методами машинного навчання, скорочувати час обробки даних на 27% і забезпечувати рівномірний доступ до аналітичної інформації для різних органів влади, що сприяє гармонізації політик на національному та регіональному рівнях.

Безсумнівно, федеративне навчання має чималу кількість переваг, однак його впровадження зіштовхується з низкою суттєвих викликів. Серед основних проблем можна виокремити необхідність стандартизації даних між різними державними установами, забезпечення сумісності технологічних платформ та подолання організаційних бар'єрів. Крім того, важливо враховувати питання відповідальності та підзвітності при використанні ШІ в процесах ухвалення рішень, оскільки це дозволяє уникнути упередженості, забезпечуючи справедливість та прозорість результатів.

На наш погляд, ФН має значний потенціал щодо майбутнього використання в публічному управлінні, зокрема для розробки інтелектуальних систем підтримки рішень для урядів та органів місцевого самоврядування, що

сприятиме покращенню якості та ефективності ухвалення рішень. Також ФН може бути застосоване для створення автоматизованих моделей аналізу великих обсягів даних у сфері соціальної політики, і для розробки механізмів прогнозування кризових ситуацій та їх ефективного врегулювання, що дозволить органам влади оперативно реагувати на непередбачувані обставини.

Ahmadzai та Nguyen (2024) зазначають, що федеративне навчання є перспективним інструментом цифрової трансформації публічного управління, оскільки дає змогу державним установам аналізувати великі обсяги даних без ризику порушення конфіденційності, що сприяє впровадженню більш персоналізованих і адаптивних управлінських рішень, які враховують специфічні потреби громадян. Проте ефективна реалізація ФН потребує створення єдиних стандартів обміну даними між різними установами, модернізації цифрової інфраструктури та посилення заходів кібербезпеки. Незважаючи на ці виклики, використання ФН у публічному секторі має значний потенціал для підвищення ефективності державного управління, забезпечення прозорості процесів ухвалення рішень і зміцнення довіри громадян до державних інституцій.

У публікації Privacy Attacks in Federated Learning (2024) Національного інституту стандартів і технологій (NIST) розглядаються потенційні загрози конфіденційності, що виникають під час використання федеративного навчання. Автори аналізують механізми атак, зокрема можливість витоку даних через оновлення моделей, що може поставити під загрозу приватність користувачів та організацій.

Значну увагу приділено методам підвищення безпеки, серед яких – застосування диференційної приватності, шифрування даних та вдосконалення алгоритмів навчання. Вони дозволяють мінімізувати ризики ідентифікації окремих учасників і забезпечити відповідність сучасним стандартам захисту інформації. Публікація підкреслює важливість комплексного підходу до безпеки ФН, який поєднує технічні рішення, нормативні вимоги та етичні аспекти для успішного впровадження технології у сферах, де конфіденційність даних є критично важливою – зокрема в публічному управлінні, фінансовому секторі та охороні здоров'я.

Важливим напрямом подальших досліджень є розробка стратегій інтеграції федеративного навчання в існуючі цифрові екосистеми публічного управління, які передбачають аналіз інституційної спроможності органів влади до впровадження таких рішень, визначення оптимальних моделей управління даними та оцінку їх впливу на прийняття стратегічних рішень. Критичною залишається проблема стандартизації даних і забезпечення сумісності технологічних платформ між різними державними структурами. Відсутність уніфікованих підходів може ускладнити взаємодію між організаціями та обмежити потенціал ФН. Тому перспективним є дослідження механізмів інтероперабельності та адаптації ФН до специфіки публічного сектору.

Окрім технічних аспектів, необхідно враховувати й етичні та правові виклики, зокрема питання відповідальності за рішення, ухвалені на основі алгоритмічного аналізу. Саме це вимагає розробки регуляторних рамок, які балансуватимуть між ефективністю використання ШІ та дотриманням прав громадян на приватність і справедливість. Отже, подальший розвиток федеративного навчання у публічному управлінні потребує комплексного підходу, що охоплює як технічні, так і організаційні аспекти, а також активного міждисциплінарного діалогу між науковою спільнотою, представниками державних інституцій та розробниками технологій.

Висновки. Результати дослідження підтверджують, що інтеграція штучного інтелекту у процеси прийняття управлінських рішень у публічному секторі має значний потенціал для підвищення ефективності, адаптивності та прозорості публічного управління. Зокрема, федеративне навчання, як один із перспективних методів, дозволяє зберігати баланс між аналітичною потужністю ШІ та критично важливими аспектами безпеки й конфіденційності даних. Саме це відкриває нові можливості для формування політик, заснованих на даних, без ризику централізації чутливої інформації. Попри це, успішна імплементація таких технологій потребує ретельного міждисциплінарного підходу, який охоплюватиме не лише технічні аспекти, а й правові, етичні та організаційні виклики. Перспективи подальших досліджень слід зосередити на практичних

механізмах впровадження федеративного навчання у публічне управління, враховуючи особливості публічного сектору та суспільний запит на відповідальне використання ШІ.

Список джерел

1. Ahmadzai, M., & Nguyen, G. (2024). Differential private federated learning in geographically distributed public administration processes. *Future Internet*, 16(7), 220.
2. Aledhari, M., Razzak, R., Parizi, R. M., & Saeed, F. (2020). Federated learning: A survey on enabling technologies, protocols, and applications. *IEEE Access*, 8, 140699-140725.
3. Banabilah, S., Aloqaily, M., Alsayed, E., Malik, N., & Jararweh, Y. (2022). Federated learning review: Fundamentals, enabling technologies, and future applications. *Information processing & management*, 59(6), 103061.
4. Bughin, J., Hazan, E., Sree Ramaswamy, P., DC, W., & Chu, M. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier.
5. Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48, 24-42.
6. Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management*, 48, 63-71.
7. Hard, A., Rao, K., Mathews, R., Ramaswamy, S., Beaufays, F., Augenstein, S., ... & Ramage, D. (2018). Federated learning for mobile keyboard prediction. *arXiv preprint arXiv:1811.03604*.
8. Hilbert, M. (2020). Digital technology and social change: the digital transformation of society from a historical perspective. *Dialogues in clinical neuroscience*, 22(2), 189-194.
9. Kairouz, P., McMahan, B., Song, S., Thakkar, O., Thakurta, A., & Xu, Z. (2021, July). Practical and private (deep) learning without sampling or shuffling. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 5213-5225). PMLR.
10. Konečný, J., McMahan, H. B., Ramage, D., & Richtárik, P. (2016). Federated optimization: Distributed machine learning for on-device intelligence. *arXiv preprint arXiv:1610.02527*.
11. Konečný, J., McMahan, H. B., Yu, F. X., Richtárik, P., Suresh, A. T., & Bacon, D. (2016). Federated learning: Strategies for improving communication efficiency. *arXiv preprint arXiv:1610.05492*.
12. Kuziemski, M., & Misuraca, G. (2020). AI governance in the public sector: Three tales from the frontiers of automated decision-making in democratic settings. *Telecommunications policy*, 44(6), 101976.
13. Lim, W. Y. B., Luong, N. C., Hoang, D. T., Jiao, Y., Liang, Y. C., Yang, Q., ... & Miao, C. (2020). Federated learning in mobile edge networks: A comprehensive survey. *IEEE communications surveys & tutorials*, 22(3), 2031-2063.

14. Lu, Y. (2019). Artificial intelligence: a survey on evolution, models, applications and future trends. *Journal of Management Analytics*, 6(1), 1-29.
15. McMahan, B., Moore, E., Ramage, D., Hampson, S., & y Arcas, B. A. (2017, April). Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data. In *Artificial intelligence and statistics* (pp. 1273-1282). PMLR.
16. Privacy Attacks in Federated Learning. NIST. URL: <https://www.nist.gov/blogs/cybersecurity-insights/privacy-attacks-federated-learning?> (date of access: 28.03.2025).
17. Theoretical and practical aspects of the development of modern scientific research: Scientific monograph. Part 1. Riga, Latvia: Baltija Publishing, 2022. 400 p
18. Yang, Q., Liu, Y., Chen, T., & Tong, Y. (2019). Federated machine learning: Concept and applications. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 10(2), 1-19.
19. Zhang, T., Gao, L., He, C., Zhang, M., Krishnamachari, B., & Avestimehr, A. S. (2022). Federated learning for the internet of things: Applications, challenges, and opportunities. *IEEE Internet of Things Magazine*, 5(1), 24-29.
20. Zhu, S., Yu, T., Xu, T., Chen, H., Dustdar, S., Gigan, S., ... & Pan, Y. (2023). Intelligent computing: the latest advances, challenges, and future. *Intelligent Computing*, 2, 0006.

CHAPTER V. ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN CHEMISTRY: CURRENT STATE AND PROSPECTS

DOI

Hrytsuliak Halyna ^[0000-0003-2463-4772]

Abstracts. The monograph is devoted to a comprehensive analysis of the implementation of artificial intelligence (AI) in various fields of chemistry. The work considers modern directions of AI application for the discovery of new drugs, development of innovative materials, prediction of chemical reactions, automation of laboratory experiments, spectroscopy and analytical chemistry. The benefits of using deep learning, machine learning algorithms, and generative models, as well as the challenges associated with data quality, ethics, and model interpretability, are analyzed in detail. Particular attention is paid to the evolution of AI in chemistry, the current state of research, and predictions for integration with other technologies, including robotics and quantum computing. The monograph aims to facilitate interdisciplinary dialog between chemists, computer scientists, and industry representatives for the effective implementation of AI in chemical research.

Keywords: artificial intelligence, chemistry, machine learning, deep learning, drug development, materials science, reaction prediction, spectroscopy, automation, analytical chemistry, innovative technologies.

Introduction. The rapid development of science and technology puts more and more difficult tasks before chemical research. The need to accelerate the opening of new medicines, the development of innovative materials with unique properties, optimization of chemical processes and the analysis of huge amounts of data requires new approaches and tools. One of these promising areas is the use of artificial intelligence (AI). Artificial intelligence is defined as the ability of machines to simulate cognitive functions of a person, such as learning, solving problems and decision - making. The main sub -sectors of the AI include machine learning (MN) and deep training (GN). Unlike traditional computer programs that apply to clearly defined rules, AI systems are designed in such a way as to understand the relationships between data

and find new solutions for complex problems. Machine training, in turn, includes various paradigms, including teaching with the teacher (based on labeled data), learning without a teacher (identifying patterns in unmarked data) and training with reinforcement (training based on rewards and punishments) [4, 12].

The relevance of the use of AI in chemistry is emphasized by the fact that the International Union of Theoretical and Applied Chemistry (IUPAC) has recognized as one of the ten most promising technologies in chemistry in 2023 ⁴. This report is intended to provide a comprehensive review of the current state and prospects for the development of artificial intelligence in various fields of chemistry. The report will consider the use of AI to open and develop new medicines, in material science, to forecast chemical reactions, in spectroscopy and other analytical methods, as well as to analyze the advantages and disadvantages of using AI in chemical research and future trends in this field [7, 16].

In addition to the above areas, an important aspect of the use of AI in chemistry is the automation of laboratory experiments using robotic systems guided by machine learning algorithms. Such "smart laboratories" are able to plan experiments independently, analyze the results in real time and adapt further actions to achieve optimal results. This not only reduces the time and cost of research, but also reduces the likelihood of human mistake [2, 18].

Also popular is the use of artificial intelligence to interpret large volumes of spectroscopic, chromatographic and mass spectrometric data. Due to the ability to identify hidden patterns in complex data kits, AI algorithms help to identify substances more accurately and faster, to predict their activity or toxicity, which is especially valuable in pharmaceutical and environmental chemistry. Another promising area is the development of new catalysts with given properties. With the use of AI, it is possible to model the surface of the catalyst at the atomic level and to predict its activity in different conditions. This opens up new opportunities for green chemistry and sustainable development, where process efficiency is critical [4, 7].

However, despite all the advantages, the introduction of AI in chemistry is accompanied by certain challenges. These include the need for large and high -quality

data training arrays, limited interpretability of some algorithms, as well as ethical issues related to autonomy decision -making. To overcome these difficulties, an interdisciplinary approach that combines knowledge in chemistry, computer science, statistics and ethics is important [6, 15].

As a result, the development of artificial intelligence opens a new era in chemical research. Its integration into scientific processes can accelerate the discovery of new substances, improve understanding of complex reactions and make chemical science more effective, safe and focused on the future [9, 11].

The use of artificial intelligence in chemistry has gone a significant path of evolution, from early conceptual developments to modern rapid implementation in various research and industrial processes. Particularly noticeable is the increase in interest and activity in this field after 2015, which is reflected in a significant increase in the number of publications and patents related to the use of AI methodologies in chemistry. Thanks to the AI, researchers were able to process and analyze data at such a pace that would be impossible when using traditional manual methods, which would take decades manually. To date, artificial intelligence is widely used in many key areas of chemical research. Among them is an important place to predict the various properties of molecules, such as bioactivity, toxicity, solubility and stability. AI is also actively used to develop new molecules with predetermined properties, which is critical for the creation of innovative medicines and materials. In addition, AI algorithms are used to predict the results of chemical reactions, optimize the conditions of their conduct, as well as to analyze complex spectral data, which significantly increases the efficiency of experimental work [1, 14].

CAS Content Collection plays an important role in understanding and contextualization of the modern landscape. CAS is a recognized leader in the field of scientific information decisions, making the customization, binding and analysis of valuable data published in scientific literature around the world, in order to accelerate scientific breakthroughs. The CAS Scientists and Experts Team uses CAS Content Collection, the world's largest chemical library for classification and quantitative evaluation of all chemical publications related to AI, from 2000 to 2020. [2, 15].

The rapid increase in the use of AI in chemistry after 2015 indicates qualitative changes in approaches to chemical research. This turning point is probably related to the progress in the development of more powerful deep learning algorithms and a significant increase in computational capacity. The analysis of the dynamics of publications demonstrates exponential growth after this period, which correlates with the general tendency of development of deep learning in other scientific fields. It is at this time that deep learning models have reached a level of maturity sufficient for effective use to complex chemical data. In addition, chemistry disciplines, in which the level of implementation of AI remains relatively low, can represent significant opportunities for future research and innovation. If certain areas of chemistry are lagging behind in the use of AI, it may indicate the undisclosed potential to increase the efficiency, accuracy and speed of research processes in these areas. Detection and elimination of obstacles that interfere with the introduction of AI in such disciplines can lead to significant scientific breakthroughs and discoveries [11, 17].

The traditional process of developing new medicines is extremely long, expensive and is characterized by a high level of failure. Usually, from identifying a potential target to the release of the drug to the market is over ten years, and the cost of developing one successful medicinal product can reach billions of dollars. In this case, much of the candidates for the medicine fail in the stages of preclinical or clinical trials. Artificial intelligence plays an increasingly important role in accelerating and improving the efficiency of each stage of this complex process. At the stage of targeting and validation, the AI algorithms are able to analyze huge volumes of biological data, such as genomic and proteom data, to detect molecular targets (eg, proteins or genes) related to diseases. An excellent example is the use of the DeepMind Alphafold tool that has revolutionized the three -dimensional protein structure, which is critical for understanding their function and developing medicines that interact with these proteins [14, 17].

In the field of design and optimization of AI molecules, it helps to generate new molecular structures with the desired properties. To represent molecules, a simplified system of introduction of molecular rows (SMILES) is used, which allows the AI algorithms to process chemical structures as text 9. Generative models, such as variational

auto codes (VAE) and generative-magnifying networks (GAN) are used to create new molecules. AI is also effectively used to predict the properties of molecules, including their solubility, toxicity and bioactivity. For this purpose models of quantitative ratio of structure-activity (QSAR) are developed, which establish the relationship between the chemical structure of the compound and its biological activity [3].

Results of the study. At the stage of virtual screening and identification of medical massaces, the AI helps to predict the interaction of potential medicinal products with target proteins 7. There are different approaches to predicting interactions, including methods based on the analysis of features of molecules and their similarity, as well as deep learning methods, such as Deeepdta, Padda, WEAPTA, WEDDA. AI also finds the use in clinical trials, where it is used to optimize research protocols, selection of patients, forecast treatment results and identify potential side effects. For example, a Trialgpt algorithm has been developed to help select potential volunteers to participate in clinical trials. Another important area is the re -profiling of medicines, that is, the search for new therapeutic applications for existing medicines. For this purpose, machine learning methods are used that analyze large amounts of data on medicines, diseases and their relationships, for example, the "Guilt by Association" approach [1, 8].

The Lab in Lab in A Loop concept involves the integration of the generative AI into all stages of drug development. Data obtained in the laboratory and during clinical trials are used to teach AI models, which then generate new hypotheses and forecasts for potential medicinal targets and molecules that are again checked experimentally, creating a continuous cycle of improvement [2].

There are already many examples of successful use of AI in the discovery of medicines. Among them is the detection of a new antibiotic capable of combating bacteria resistant to medicines; identification of potential methods of treatment of rare genetic disorders; development of exscientia drug from obsessive-compulsive disorder; use of Benevalentai to detect Baricitinib as a possible treatment for Covid-19; and the use of Alphafold to identify new genes associated with lateral amyotrophic sclerosis (BAS) [4].

It is important to note that AI not only significantly accelerates the process of

developing medication, but also increases the likelihood of success of clinical trials. Studies show that drugs found by AI have a higher percentage of success in the first phase of clinical trials compared to drugs developed by traditional methods. This indicates that AI helps to more effectively select promising candidates in the early stages [4, 7].

Despite significant successes, a number of problems related to the quality and availability of data, ethical considerations on their use and transparency and interpreting models of AI, need to be fully realized in the development of medicinal products in the development of medicines. The quality of data is critically important for teaching effective models, and ethical aspects and transparency of decision-making models need special attention to ensure confidence and responsibility [4, 7].

Traditional methods for developing new materials are often slow and largely dependent on experiments conducted by trial and error. Finding materials with certain characteristics, such as durability, electrical conductivity or heat resistance, can take considerable time and require a lot of resources. Artificial intelligence plays an increasingly important role in accelerating the discovery and development of new materials with predetermined properties. One of the key areas is to predict the properties of materials, including their mechanical, electronic, magnetic and thermal characteristics. Various machine learning algorithms, including graphic neural networks (GNN) and physically sound neural networks (Pinn) are used for this purpose [2, 6].

An approach known as material science based on data informatics involves the use of AI algorithms to analyze large arrays of data on existing materials to identify patterns and to predict the behavior of new, not yet synthesized compounds. AI also contributes to the development of reverse design, when the purpose is to design materials with predetermined properties. An example of this approach is the Microsoft Mattergen tool developed, which uses generative models to create new materials with the desired characteristics. Generative models of AI, such as DeepMind Gnome and diffusion models, are not only able to predict properties, but also to offer completely new materials with given characteristics. Gnome, for example, has already discovered hundreds of thousands of new stable materials, including potential superconductors [4, 7].

There are already a number of examples of materials designed or open by artificial intelligence. Among them is nanomaterial, which is light as foam, but strong as steel; new materials for improved energy -intensive batteries; materials for effective carbon capture; and high energy density and heat resistance polymers for use in condensers [14, 17].

An important advantage of using AI is the ability not only to predict the properties of existing materials, but also to carry out the so -called "reverse design". This means that researchers can start with the desired characteristics of the material and use AI algorithms to determine the optimal chemical structure and composition that would provide these properties. The traditional approach to the development of materials has often been the synthesis and study of the properties of existing or random compounds. The reverse design with the help of AI opens the path to purposeful creation of materials for specific needs and use [10, 15].

However, despite the considerable potential of AI in materials science, one of the main obstacles to its wider application remains the problem of lack of quality and sufficient data for training models. Effective learning of machine learning algorithms requires large and various data sets on materials properties, their structure, composition and conditions of synthesis. Collection and preparation of such data is a complex and often expensive process. The development and use of generative models, as well as data of data, can be a partial solution to this problem, allowing you to create synthetic data to expand the training sets [14, 17].

Accurate forecasting of chemical reactions and their products is extremely important for many sectors of chemistry, including organic synthesis, drug development and material science. Traditional forecasting methods are often dependent on the knowledge and intuition of experienced chemists, which can be time -pointed and not always accurate. Artificial intelligence, especially machine training, offers powerful tools for predicting chemical reactions, conditions of their conduct and possible by -products. Smiles system is often used to represent molecules and chemical reactions. Popular models of "sequence-sequence" (SEQ2SEQ) and architecture based on transformers, which have demonstrated high efficiency in the tasks of forecasting chemical reactions. AI is also used to predict thermochemical parameters of reactions,

which is important for understanding their energy [6, 20].

The Chemreactome Platform, developed by Cambridge University researchers together with Pfizer, is an example of a successful combination of automated experiments and artificial intelligence to predict chemical reactions [68]. There are also specialized AIs, such as IBM RXN for CHEMISTRY, offer synthetic paths. A special place is the use of AI in retrosynthesis, that is, in the automated planning of synthetic pathways to obtain target molecules. There are different types of retrosynthesis models, including template, semi -shaped and cumulative methods. Research on integration of machine learning with chemical works for automation of experimental processes is also underway [4, 7].

AI is also used to predict optimal conditions of reactions, such as temperature, pressure, type of catalyst and solvent. There are a number of successful examples of using AI to predict chemical reactions. For example, a model of machine learning has been developed to predict catalytic oxidation products on the gold surface with an accuracy of up to 93%. The IBM RXN platform is successfully used to predict the results of organic reactions. Chemreactome platform demonstrates significant progress in understanding chemical reactivity and reactions predicting. It is important to note that AI not only helps to predict the results of already known reactions, but also contributes to the discovery of new reactionary pathways and deepening understanding of the fundamental principles of organic chemistry [15, 17].

Not only the choice of the appropriate algorithm of artificial intelligence, but also the quality and representativeness of the data on which the model is studied, is crucial for the effective forecasting of chemical reactions. The accuracy of AI forecasts depends directly on how well the model was trained in various and high quality chemical reactions. Insufficiency or bias of educational data can lead to inaccurate or incomplete forecasts, which emphasizes the importance of careful selection and preparation of data for teaching models of machine learning in chemistry [8, 22].

Traditional methods of spectroscopy and analytical chemistry are often time - consuming and require deep expert knowledge for the proper interpretation of the data obtained. The process of analyzing spectra and identification of compounds can be long

-lasting and prone to subjective errors [14, 17].

Artificial intelligence offers significant opportunities to automate the analysis of spectral data, improve the accuracy of compound identification, and gain new, deeper insights in chemical research. In the field of nuclear magnetic resonance (NMR), AI is used to predict chemical shifts, model spectra, structurally identify unknown compounds, and analyze complex mixtures. In mass spectrometry (MS), AI is used to identify and quantify compounds, in proteomics and metabolomics, and to analyze data from large repositories. In infrared (IR) and Raman spectroscopy, machine learning helps to identify functional groups, perform qualitative and quantitative analysis, and is used for medical diagnostics. In chromatography (gas, liquid, liquid chromatography-mass spectrometry), AI is used to optimize separation conditions, identify peaks, and quantify components of mixtures. In X-ray diffraction (XRD), AI algorithms help in phase identification and crystal structure determination of materials [4, 7].

There are also intelligent material analysis systems, such as ZEISS ZEN core, that use artificial intelligence to automatically recognize material properties. An interesting application of AI is to predict the chemical composition of substances based on the analysis of their photographs, which can be used in various fields, including forensics and environmental monitoring [9, 17].

The use of AI in spectroscopy and analytical chemistry not only automates routine procedures, but also identifies complex, non-obvious patterns in the data, leading to deeper insights that were previously unavailable to researchers 8. The ability of AI algorithms to process large volumes of heterogeneous data and recognize subtle relationships between spectral characteristics and chemical structure of compounds opens up new opportunities for in-depth understanding of complex chemical systems and processes [14, 21].

However, for the successful application of AI in spectroscopy and other analytical methods in chemistry, it is critical to have large, high-quality, and properly annotated datasets to train machine learning models. The effectiveness of AI models directly depends on the quality of the data they are trained on. Collecting and preparing such data can be a complex and resource-intensive task, but it is a key factor in achieving

high accuracy and reliability of the analysis results [4, 7].

The use of artificial intelligence in chemical research offers significant advantages. AI can significantly accelerate the pace of scientific discovery and development by quickly analyzing large amounts of data and identifying potential new compounds and materials. It also leads to increased efficiency and productivity of research processes, optimization of reaction conditions, and automation of routine tasks. Due to the high accuracy of data analysis, AI helps to identify subtle patterns and connections that may be missed by humans, which contributes to the discovery of more effective compounds and materials. The use of AI can also significantly reduce research and development costs by reducing the need for manual labor and increasing the accuracy of predictions. In addition, AI plays an important role in promoting green chemistry and sustainable practices by helping to predict the environmental impact of new chemicals and materials. Overall, AI is expanding the possibilities for developing new medicines and materials with desirable properties, opening up new horizons in chemical science and industry [9, 20].

However, the use of AI in chemical research is also associated with certain disadvantages and challenges. One of the main drawbacks is the dependence on the quality and quantity of training data. AI models require large amounts of high-quality data to perform effectively; insufficient or poor quality data can lead to inaccurate results. The “black box” problem, where it is difficult to understand how an AI model makes decisions, is also a significant challenge, especially in regulated industries such as pharmaceuticals. Implementing and maintaining AI systems requires highly skilled professionals with knowledge of both chemistry and computer science, which can be a problem due to their lack of availability. Training and deploying complex AI models often requires significant computing resources. The use of AI in chemistry also raises important ethical issues related to data privacy, intellectual property rights, and the potential misuse of AI-generated knowledge or compounds. There is also a risk of model bias if the training data contains systematic errors or is not representative [9, 11]

AI models trained on specific datasets may have limited ability to generalize to new, previously unknown data, which is important in chemistry, where new compounds and

reactions are constantly emerging. Integrating AI with existing laboratory processes can be challenging and require significant changes. The potential risks associated with human error when using complex AI systems should also not be overlooked. Finally, results obtained with AI often require experimental validation, as AI is a powerful predictive tool but does not replace physical experiments. Despite its significant advantages, the widespread adoption of AI in chemistry is hampered by a number of technical, organizational, and ethical challenges. To overcome these barriers, joint efforts of scientists, developers, industry, and regulators are needed [1, 5].

Successful AI implementation requires not only significant investments in information technology and infrastructure, but also the development of relevant skills among chemists and the creation of effective interdisciplinary teams combining deep expertise in both chemistry and computer science. To use AI effectively, chemists need to understand its capabilities and limitations, and AI specialists need to have a thorough knowledge of the chemical industry [8, 14].

The future of artificial intelligence in chemistry looks extremely promising and promising. Further progress is expected in the development of more sophisticated machine and deep learning algorithms, including improved generative models that can create new chemical structures with desired properties and reinforcement learning methods that can optimize complex chemical processes. One of the key trends is the increasing integration of AI with other advanced technologies, such as robotics and automated laboratory systems, which will lead to the creation of fully autonomous research platforms. The development of quantum computing may also open up new opportunities for modeling complex chemical systems and reactions with unprecedented accuracy [6, 15]. User-friendly AI-based platforms and tools are expected to emerge and become more widely available, addressing the needs of a wide range of chemists, even those without deep computer science knowledge. The increase in the amount and quality of chemical data suitable for training AI models is also an important trend that will contribute to the accuracy and reliability of predictions [8, 11]. In the future, AI will be increasingly used to solve fundamental and applied problems in chemistry, such as predicting the mechanisms of chemical reactions at the

atomic level, developing new, more efficient and selective catalysts, and creating materials with extreme properties that were previously considered unattainable [4,12].

Table 1.

SWOT ANALYSIS

• (Strengths) ➤ Accelerating research and discovery ➤ High accuracy in predicting molecular properties ➤ Ability to analyze large amounts of data ➤ Automation of routine experimental processes ➤ Possibility to create new materials with unique properties	• (Weaknesses) ➤ Dependence on the quality and volume of training data ➤ Limited interpretability of some algorithms ➤ High cost of implementing and maintaining AI systems ➤ The need for specialists with interdisciplinary knowledge ➤ Risk of model bias
(Opportunities) ➤ Development of new drugs and materials ➤ Optimization of chemical processes ➤ Deepening interdisciplinary cooperation ➤ Development of “green chemistry” ➤ Creation of fully automated research platforms	(Threats) ➤ Ethical issues in the use of AI ➤ Potential risks to data security and privacy ➤ Resistance to changes in traditional research approaches ➤ Possible job losses ➤ Regulatory restrictions and implementation challenges

Interdisciplinary cooperation between chemists, computer scientists, and representatives of other scientific disciplines is expected to increase, which is a prerequisite for the successful implementation and development of AI in chemistry. Another important aspect is the development of ethical standards and regulatory frameworks for the use of AI in chemical research, which will help ensure the responsible and safe application of this powerful technology [8, 16].

The future of chemistry is inextricably linked to the further development and widespread adoption of artificial intelligence, which opens up qualitatively new opportunities in both fundamental research and practical applications in industry. It is predicted that AI will become an integral part of chemical research, transforming

approaches to the development of drugs, materials, catalysts, and analytical methods [5, 19].

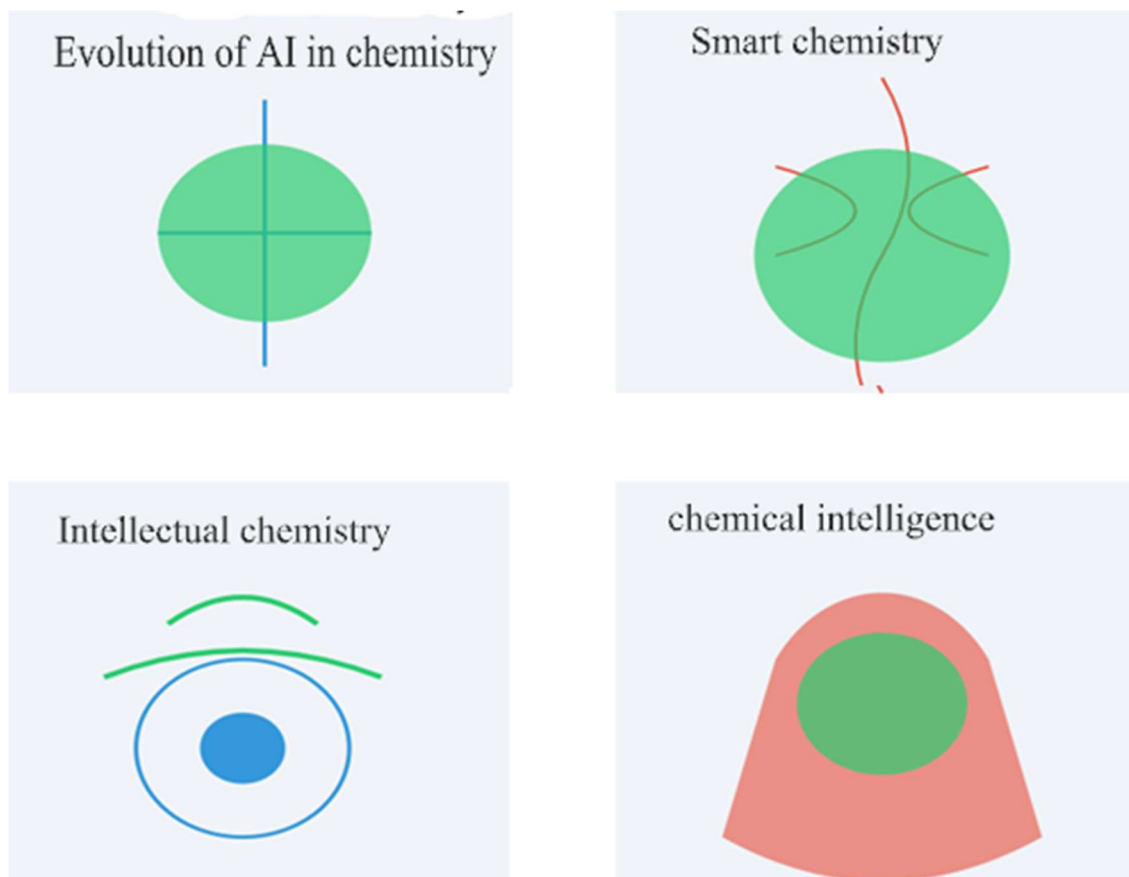


Fig. 1. Conceptual approaches to the integration of artificial intelligence into chemical science: evolution, intellectualization, and smart technologies.

To realize the full potential of artificial intelligence in chemistry, it is crucial to focus on creating reliable, transparent, and ethical systems that effectively integrate the deep knowledge of chemists with the powerful computational capabilities of AI. Future successes in this area will largely depend on the ability to develop AI models that are not only highly accurate in their predictions but also understandable to chemists, as well as ensuring that the data used in training and applying these models is properly secured and confidential [18, 22]. Artificial intelligence is already demonstrating impressive results in various fields of chemistry. In pharmaceuticals and biotechnology, one of the most famous examples is the AlphaFold algorithm developed by DeepMind, which made a breakthrough in accurately predicting the three-dimensional structure of proteins, which is critical for identifying drug targets and developing new drugs. BenevolentAI has successfully used AI to repurpose existing

drugs, including the discovery of a potential treatment for COVID-19. Insilico Medicine is another leader in this field, using AI to rapidly develop new drugs and identify biomarkers. It is also worth noting Pfizer's collaboration with IBM Watson to utilize AI capabilities in cancer research. New antibiotics capable of fighting drug-resistant bacteria were discovered with the help of AI [15, 21].

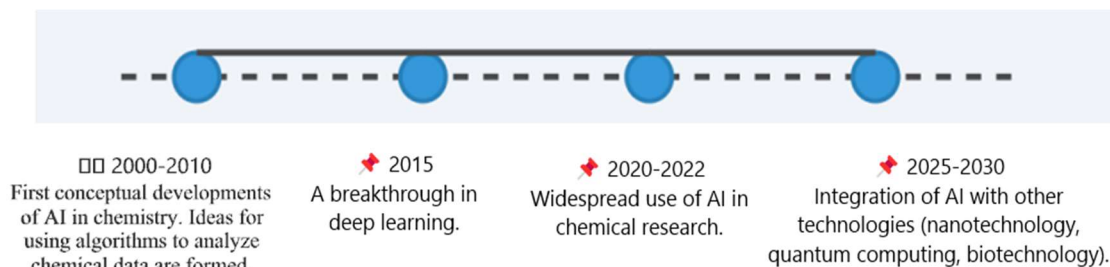


Fig. 2. Evolution of AI in chemistry

In materials science, significant progress has been achieved through the use of generative AI models. For example, the GNoME tool developed by DeepMind has discovered hundreds of thousands of new stable materials, including potential superconductors, which could have revolutionary consequences for various industries, from quantum computers to energy. Microsoft has developed a powerful tool called MatterGen, which allows you to generate new materials with specified properties, opening up endless possibilities for creating innovative materials. AI is also used to develop new polymers with improved characteristics for various applications, as well as research in the field of nanomaterials design using machine learning methods [1, 12]. In the chemical industry, AI is used to optimize production processes and increase their efficiency. The IBM RXN platform is successfully used to predict the outcome of chemical reactions and optimize synthetic routes, which reduces research time and costs. Companies such as PPG and Dow Chemical use AI to optimize the production of coatings and predict the properties of new materials. DuPont is introducing AI-controlled robots to perform hazardous tasks and automate production processes. Borealis uses AI to improve the energy efficiency of chemical production [3, 17].

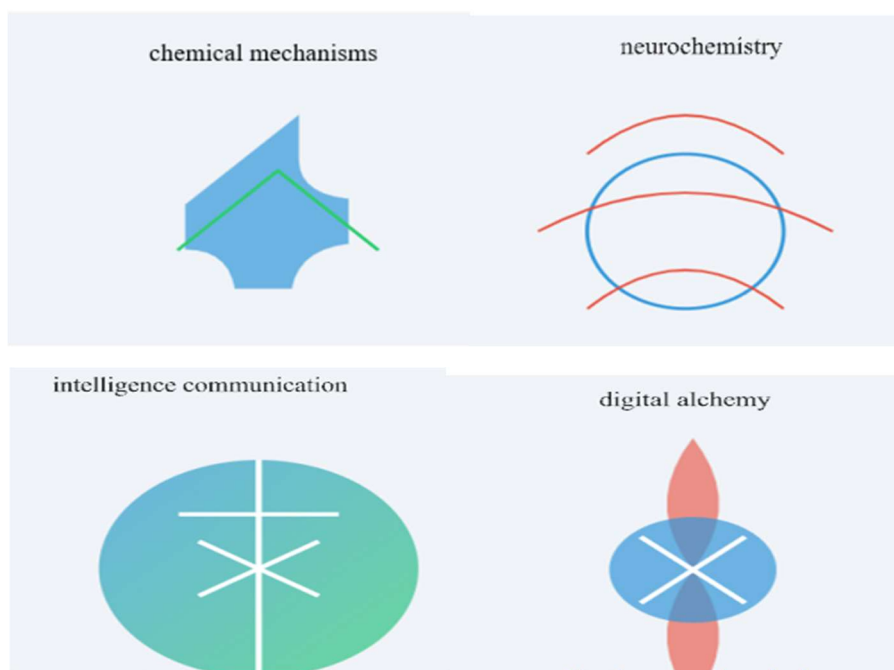


Fig. 3. The interaction of artificial intelligence and chemistry

Analytical chemistry also has examples of successful AI applications. Researchers from Florida State University have developed a machine learning-based tool that accurately determines the chemical composition of salt solutions from their photographs, opening up new opportunities for inexpensive and fast chemical analysis [6, 20].

These numerous examples of successful applications of artificial intelligence in various fields of chemistry clearly demonstrate that AI is already a powerful tool that brings real results, ranging from basic scientific research to practical applications in industry. These examples clearly illustrate how AI helps solve complex scientific and industrial problems, reduce development time, cut costs, and open up new opportunities that previously seemed unattainable [4, 7].

An important prerequisite for the successful application of artificial intelligence in chemistry is close cooperation between the developers of machine learning algorithms and experts in the relevant fields of chemical science. In order for AI to be a truly effective tool, it is necessary to ensure that models are trained on high-quality and relevant data, and that their results are carefully interpreted and validated by expert chemists.

Conclusion. Artificial intelligence is rapidly transforming the landscape of chemical research and industry, offering unprecedented opportunities to accelerate scientific

discovery, develop innovative materials, and optimize chemical processes. AI applications are already showing significant success in key areas such as drug discovery, materials science, chemical reaction prediction, and analytical chemistry. The further development of machine and deep learning algorithms, their integration with other advanced technologies, and the growth in the volume and quality of available chemical data open up new prospects for solving complex scientific and technological problems.

Despite existing challenges related to data quality, model transparency, and ethical considerations, the potential for AI to revolutionize chemistry is enormous. To fully realize this potential, further research and development in this area is needed, as well as active interdisciplinary collaboration between chemists, computer scientists, and other professionals. Given the rapid progress in the field of artificial intelligence, it is safe to predict that in the future AI will play a key role in solving global problems related to chemistry, such as developing new effective treatments for diseases, creating environmentally friendly and sustainable materials, and optimizing chemical processes for sustainable development.

References.

1. Chemical Abstracts Service. (2025). Artificial intelligence in chemistry: Landscape and implications. <https://surl.li/fiphhm>
2. Bayer. (2025). Driving innovation in drug discovery using generative AI. Amazon Web Services. <https://surli.cc/vkugro>
3. Cambridge University. (2025). Accelerating how new drugs are made with machine learning. <https://surl.li/ujbduz>
4. Linical. (2025). How artificial intelligence (AI) is revolutionizing clinical trials. <https://surl.li/lnyscp>
5. National Institutes of Health. (2025). NIH-developed AI algorithm matches potential volunteers to clinical trials. <https://surl.li/sywwni>
6. DeepMind. (2025). Millions of new materials discovered with deep learning. <https://surli.cc/shjmcb>
7. Microsoft Research. (2025). MatterGen: A new paradigm of materials design with generative AI. <https://surl.lu/snpdfr>
8. Zhang, W., & Wang, Y. (2025). Applications of machine learning in electrochemistry. Chinese Chemical Society. <https://surl.li/tcihts>
9. Bruker. (2025). Artificial intelligence in NMR. <https://surl.li/gutmqv>
10. Thermo Fisher Scientific. (2025). Using artificial intelligence to drive MS workflow productivity. <https://surl.li/vndevt>
11. Li, X., Chen, H., & Zhang, J. (2025). Nuclear magnetic resonance and artificial intelligence. *Analytical Methods*, 7(4), 102-115.

12. Insilico Medicine. (2025). AI drives breakthrough in drug discovery and development. <https://surl.li/zmbeqs>
13. Pfizer. (2025). Artificial intelligence in target identification and validation. <https://surl.li/zkavtz>
16. IBM. (2025). IBM RXN for chemistry: AI-powered chemical reaction prediction. <https://rxn.res.ibm.com/>
17. National Science Foundation. (2025). Artificial intelligence transforming materials science research. <https://surl.li/xhcjpk>
18. Chen, L., Rodriguez-Guerra, J., & Gómez-González, S. (2025). Machine learning in computational NMR-aided structural elucidation. *Frontiers in Natural Products*, 2, 1122426.
19. Technology Networks. (2025). Advancing mass spectrometry data analysis through artificial intelligence and machine learning. <https://surl.li/goepzm>
20. ZEISS. (2025). AI-supported material analysis for precision. <https://surl.li/gagvix>
21. Florida State University. (2025). Democratizing chemical analysis: Machine learning and robotics for chemical composition identification. <https://surl.li/sdlggu>
22. Vanderbilt University School of Medicine. (2025). Spectroscopy and AI method provide unique insights into protein structure. <https://surl.li/imiyhj>.

CHAPTER VI. THE ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN STUDYING FORCED MIGRATION OF SCIENTISTS DURING THE FULL-SCALE WAR IN UKRAINE

DOI

Karmadonova Tetiana¹[0000-0002-3384-6067],

¹Department of history and sociology of science and technology, State Institution «G.M. Dobrov Institute for Scientific and Technological Potential and Science History Studies of the NAS of Ukraine», Kyiv, Ukraine

karmadonova@gov.ua

Abstract. The full-scale war in Ukraine has triggered a significant wave of forced migration among scientists, leading to brain drain and disruptions in research continuity. Understanding the dynamics of this migration is crucial for policymakers, academic institutions, and international organizations. Artificial Intelligence (AI) plays a significant role in analyzing large datasets, tracking migration trends, and predicting future developments. This paper explores how AI technologies can be leveraged to study the forced migration of scientists, assess its impact on global research, and propose strategies for mitigating negative consequences. In this paper presents AI solutions for supporting displaced scientists in forced migration, highlighting how AI-driven tools can facilitate scientific integration, career continuity, and knowledge retention in host countries.

Keywords: Artificial Intelligence, ukrainian researchers, russian-ukrainian war, brain drain, forced migration, AI Application.

Introduction. The Russian invasion of Ukraine in 2022 has triggered a massive wave of forced migration, significantly affecting the country's scientific community. Thousands of researchers and academics have been displaced, seeking refuge and opportunities to continue their work abroad. This large-scale exodus of intellectual talent not only disrupts individual careers but also poses long-term challenges for Ukraine's research ecosystem, innovation potential, and global scientific collaborations. Artificial Intelligence (AI) presents powerful solutions to mitigate the

negative impacts of this forced migration. AI-driven technologies can help track the movement of displaced scientists, analyze employment trends, and predict long-term consequences for research networks. Moreover, AI applications can provide direct support to displaced scholars, enabling them to integrate into new academic environments, maintain professional collaborations, and access funding opportunities. This paper analyzes AI solutions for supporting displaced scientists in forced migration, focusing on practical implementations that facilitate adaptation and knowledge retention. By identifying AI-driven strategies, this study contributes to a broader understanding of how technology can assist displaced researchers and sustain scientific progress despite geopolitical disruptions

Literature Analysis and Problem Statement. A wide range of issues related to the forced migration of Ukrainian scientists during the period of full-scale war are explored in the works of Ukrainian researchers. In a study conducted by O. Lytvynchuk (2023), aspects of the contemporary migration crisis arising from the Russian-Ukrainian war are examined. The researcher notes that the arrival of qualified immigrants contributes to increased labor productivity and does not require significant expenditures on their education in the host country. Additionally, this process helps reduce the nation's aging rate due to new immigrants. S. Fialka (2022) examines the consequences of the war for Ukrainian researchers and investigates the attitudes and motivations of Ukrainian scientists regarding their scientific activities and the publication of results in scientific journals. Y. Suchykova, N. Tsybuliak, and H. Lopatina (2023) explore how to prevent the loss of scientific potential due to the full-scale war. The authors establish a connection between the place of residence of Ukrainian researchers and their ability to engage in scientific activities. They also identify factors that reduced scientific effectiveness during the war. N. Harashchenko, L. Hladchenko, and N. Korytnykova (2022) focus on determining the needs of Ukrainian scientists, both those who have remained in Ukraine and those who have left due to the war. Among the most critical personal needs of Ukrainian scientists, the authors highlight financial support, the creation of new social contacts, and stable access to the Internet. According to researchers, the most crucial needs in scientific

activities include research projects, access to scientific literature, information and data, and mobility programs for scientists.

Ana Beduschi (2021) explores the impact of artificial intelligence on international migration management, analyzing its role in automating identity checks, border control, and processing visa and asylum applications. In her work, she examines how AI can deepen inequalities between countries, modernize migration processes, and contribute to a more data-driven approach to migration policy. Marie McAuliffe and Adam Sawyer (2021) explore the use of data science to understand patterns of international migration and human mobility. It discusses how new technologies have generated vast amounts of data, which can shape migration policies. However, the chapter warns that a focus on data-driven policy can distance policymakers from the true meaning behind the data variables, leading to ineffective or misinterpreted migration policies.

Iulia Cristina Iuga and Adela Socol (2024) examine the relationship between brain drain and government readiness for AI implementation in European Union countries. The study explores how factors such as macroeconomic conditions, governance quality, educational levels, and R&D efforts influence AI adoption by governments, with a particular focus on the impact of brain drain. Using data from 2022, the research employs regression techniques and spatial analysis to identify patterns and interdependencies between countries. The findings suggest that brain drain negatively affects government AI preparedness and emphasize the need for strategic policy-making and institutional reforms to strengthen AI capabilities in the public sector.

Thijs Broekhuizen, Henri Dekker, Pedro de Faria, Sebastian Firk, Dinh Khoi Nguyen, and Wolfgang Sofka (2023) propose a conceptual 3x3 matrix for using artificial intelligence in managing open innovation, which helps identify how various AI applications can enhance or automate human intelligence at different stages of the open innovation process.

Romael Haque and Sabirat Rubya (2023) explore the use of chatbots in mobile applications for mental health. The authors examine the features of popular chatbot-enabled apps that provide support and treatment for mental disorders, as well as analyze

user reviews. They emphasize that chatbots have great potential, offering access to therapy anytime and anywhere, but incorrect responses can lead to a loss of interest from users.

Sarah M. Blackmore (2024) discusses the impact of artificial intelligence (AI) on migration processes and systems. She examines current examples of AI being used in immigration systems and discusses how companies and governments can prepare for its implementation, as well as the challenges and issues that may arise in the process. She provides examples, such as the iris scanner introduced at Dubai Airport in the United Arab Emirates to verify identity, which speeds up the passport control process while maintaining security measures. In Portugal, AI is used to verify the authenticity of documents submitted with online citizenship applications

Although the migration of Ukrainian scientists has been explored by several scholars, and the impact of AI on migrants and migration policies has been discussed, there is a lack of research specifically addressing the influence of AI on forced migrants, particularly Ukrainian scientists during the ongoing war with Russia.

Research Results. Due to Russia's aggression, a large number of Ukrainian scientists were compelled to leave their positions in the scientific community. Some chose to join the defense forces, while many others decided to migrate abroad, contributing to an estimated six million documented departures from the country. While it is difficult to determine exact numbers amidst the ongoing conflict, reports from the Council of Young Scientists under Ukraine's Ministry of Education and Science, as of April 4, 2022, indicated that between four and six thousand scientists had left Ukraine due to the invasion. Recent estimates suggest this number could reach 22,000, representing approximately a quarter of the country's researchers (The Future of Science in Ukraine, 2022). The forced displacement and emigration of Ukrainian scientists have had a devastating impact on the country's scientific community and research landscape. The loss of such a significant portion of talented individuals threatens the continuity and future development of scientific activities in Ukraine. For many countries that welcome a significant number of Ukrainian migrants each year, having efficient entry processing systems, effective support for displaced individuals,

and well-structured adaptation programs is crucial. The ability to integrate forced migrants into the host country plays a key role in ensuring both social stability and economic contributions. Current AI-driven initiatives build upon the trends of the past decade, leveraging big data management approaches to enhance migration policies, streamline administrative processes, and improve the overall experience of migrants and refugees. Additionally, AI solutions can directly support displaced scientists by facilitating employment matching, improving access to academic resources, and enabling professional networking.

Below, presents a table of AI applications that can simplify the lives of forced migrant scientists (Table 1). These solutions cover key areas such as automated language translation, research collaboration platforms, AI-driven job matching, digital credential verification, and funding recommendation systems. By leveraging these technologies, displaced scientists can better navigate their professional transitions, maintain research continuity, and integrate more effectively into new academic and professional environments.

Table 1.

AI Solutions for Supporting Displaced Scientists in Forced Migration

AI Application	Description
AI-Powered Talent Matching Platforms	Several established solutions offer valuable features for talent matching: Workable – AI-driven recruiting, automated resume screening, and candidate evaluation; HireVue – Video interviews with speech and facial analysis; LinkedIn Recruiter – AI-based candidate filtering; Pymetrics – Soft skills assessment through neuropsychological testing. By integrating these technologies, organizations can effectively match displaced scientists with job opportunities, research grants, and academic positions, ensuring that expertise is utilized where it is needed most.
Language Translation Tools	AI-powered translation services can assist displaced scientists in overcoming language barriers, ensuring clear and accessible communication in academic and professional settings. Tools like DeepL and other real-time translation technologies facilitate the translation of research papers, conference presentations, and institutional correspondence, helping scientists integrate more effectively into their new environments.
Research Collaboration Platforms	AI-powered networking tools can connect displaced scientists with international research institutions, facilitating collaboration and knowledge exchange. Currently, no dedicated platform exists for this purpose. However, existing technologies could serve as a foundation—for example, LinkedIn, which allows professionals to connect within similar fields, or ResearchGate, where researchers can find peers working on related topics. These platforms analyze

	researcher profiles and suggest potential collaborators based on shared academic interests.
AI-Powered Resettlement Optimization System	A solution like GeoMatch uses machine learning and predictive analytics to process migration data and determine the optimal relocation areas, based on historical data of successful integration. Developed in 2020, it analyzes refugee data and historical employment outcomes to recommend the best placement options. The tool is already in use in the U.S. and Switzerland, improving administrative processes and enhancing migrants' self-sufficiency. Through close collaboration with government agencies, GeoMatch adapts to different migration policies, with plans for expansion to additional countries in the future.
Grant and Funding Assistance	AI-powered systems can identify and recommend suitable grant and funding opportunities for displaced scientists by analyzing vast datasets from various research institutions. By processing large volumes of data, these tools optimize the application process and expand access to scientific resources. Granter.ai helps match and apply for the right grants, but it has a more commercial context, whereas Grantsfinder allows you to discover EU funding calls in an easier and faster way.
Psychological Support Systems	AI-based chatbots and digital mental health services provide emotional support, crisis intervention, and coping strategies tailored to the needs of scholars who have lost their jobs. These tools use natural language processing to detect emotional distress and provide appropriate recommendations. Among the popular AI platforms for psychological assistance today is ELIZA. The "Doctor" scenario of this chatbot successfully imitates the famous psychologist Carl Rogers. The chatbot for Ukrainians, "Friend. First Aid," created with the support of the Charité clinic, helps reduce stress levels with its recommendations. Wysa is an app that offers a chatbot therapist, numerous exercises to improve mental health, and even the ability to communicate via voice messages.
Legal and Immigration Guidance	AI applications can greatly assist Ukrainian scholars with Legal and Immigration Guidance. The Ministry of Foreign Affairs of Ukraine has introduced an AI spokesperson to enhance communication and provide consular information. Additionally, AI-driven chatbots are being developed by both government authorities and private sector service providers, such as migration agents and visa centers, to support individuals seeking to migrate for work, study, or family reasons. These chatbots can offer personalized advice, assist with visa applications, and guide users through legal requirements, providing 24/7 support and reducing waiting times.

The table includes not all applications, chatbots, and other AI solutions, as there are countless options available. The main point to highlight is the opportunities they offer for temporarily displaced Ukrainian scientists. Each of these applications is a small piece of a vast sea, where most Ukrainian researchers are seeking support. If we focus on this target group and allow them to benefit from AI advancements, it will demonstrate the government's interest and the opportunities that have emerged for them, thanks to, rather than in spite of, these technologies.

The integration of AI into support mechanisms for displaced scientists enhances efficiency, accessibility, and accuracy in addressing their complex challenges.

However, reliance on AI must be complemented by human oversight to ensure ethical considerations, fairness, and adaptability to individual circumstances.

Conclusions. AI can play a vital role in understanding, managing, and supporting the migration of Ukrainian scientists during the ongoing war. It can help by improving data collection, predicting trends, aiding in resource allocation, and providing logistical support, which would make it easier to address the challenges faced by displaced scientists and reduce the long-term impact on scientific progress. While AI today can mimic certain aspects of human thinking and intelligence, it still lacks the ability to effectively manage the large-scale relocation of displaced scientists. Relying solely on AI to determine the future of refugee scientists may lead to decisions that are inaccurate and unfair, as these situations require careful analysis, human empathy, and the consideration of many factors that AI alone cannot fully grasp.

References

1. Beduschi, A. (2021). International migration management in the age of artificial intelligence. *Migration Studies*, 9(3), 576–596. <https://doi.org/10.1093/migration/mnaa003>
2. Blackmore, S. M. (2024, July 5). *Artificial intelligence and immigration implications*. AI Insights.
3. Boutier, I. (in press). AI for migration processes: A focus on the United Kingdom's approach. *UN Human Rights Office*.
4. Broekhuizen, T., Dekker, H., de Faria, P., Firk, S., Nguyen, D. K., & Sofka, W. (2023). AI for managing open innovation: Opportunities, challenges, and a research agenda. *Journal of Business Research*, 167, 114196. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114196>
5. GeoMatch. (n.d.). *GeoMatch: Connecting people to places using artificial intelligence*. UNHCR. Retrieved April 3, 2025, from <https://globalcompactrefugees.org/good-practices/geomatch-connecting-people-places-using-artificial-intelligence>
6. Fiialka, S. (2022). Assessment of war effects on the publishing activity and scientific interests of Ukrainian scholars. *Knowledge and Performance Management*, 6(1), 27–37. [https://doi.org/10.21511/kpm.06\(1\).2022.03](https://doi.org/10.21511/kpm.06(1).2022.03)
7. Haque, M. D. R., & Rubya, S. (2023). An overview of chatbot-based mobile mental health apps: Insights from app description and user reviews. *JMIR mHealth and uHealth*, 11, e44838. <https://doi.org/10.2196/44838>
8. Harashchenko, N., Hladchenko, L., Korytnikova, N., Lutsenko, A., Moskotina, R., & Pravdyva, O. (2022). Ukrainian researchers in times of war: Results of survey. *UAScience. Reload*.

9. Iuga, I. C., & Socol, A. (2024). Government artificial intelligence readiness and brain drain: Influencing factors and spatial effects in the European Union member states. *Journal of Business Economics and Management*, 25(2), 268–296. <https://doi.org/10.3846/jbem.2024.21136>
10. Lytvynchuk, O. V., & Yurkivs'kyi, O. Y. (2023). Migration processes in Ukraine: Threats in the conditions of the Russian-Ukrainian war. *Ekonomika, Upravlinnya ta Administruvannya*, 2(104), 71–78. [https://doi.org/10.26642/ema-2023-2\(104\)-71-78](https://doi.org/10.26642/ema-2023-2(104)-71-78)
11. McAuliffe, M., & Sawyer, A. (2021). The roles and limitations of data science in understanding international migration flows and human mobility. In *Research Handbook on International Migration and Digital Technology* (pp. 42–57). Edward Elgar Publishing Ltd.
12. Organisation for Economic Co-operation and Development. (2022, November 4). The future of science in Ukraine: Actions now will affect post-war recovery. *OECD*. Retrieved from <https://www.oecd.org/ukraine-hub/policy-responses/the-future-of-science-in-ukraine-afbd05df/>
13. Suchikova, Y., Tsybuliak, N., Lopatina, H., Shevchenko, L., & Popov, A. (2023). Science in times of crisis: How does the war affect the efficiency of Ukrainian scientists? *Problems and Perspectives in Management*, 21(1), 408–424. [https://doi.org/10.21511/ppm.21\(1\).2023.35](https://doi.org/10.21511/ppm.21(1).2023.35)
14. UNHCR. (n.d.). GeoMatch: Connecting people to places using artificial intelligence. *UNHCR Global Compact Refugees*. Retrieved from <https://globalcompactrefugees.org/good-practices/geomatch-connecting-people-places-using-artificial-intelligence>.

CHAPTER VII. ACCELERATING SCIENTIFIC HYPOTHESIS TESTING THROUGH MULTI-MODEL AI REASONING: CASE STUDIES IN OPTICS

DOI

Komarov Alexis¹[0009-0009-9544-1725]

¹ Institute of Physics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
alexis.komarov@iop.kiev.ua

Abstract. This study explores the transformative role of artificial intelligence (AI) tools in accelerating scientific hypothesis validation, focusing on the iterative use of reasoning and deep research large language models (LLMs). We classify LLMs into single-step, multi-step reasoning, and web-integrated deep research variants, demonstrating that ensembles of independent models enhance accuracy probabilistically from 8-27% for individual reasoning models to 48-62% for collective inference, when addressing complex physical queries. To illustrate the approach of collective AI inference, we examine case studies of diamond Bragg mirror reflectivity for keV-scale X-rays and metal vapor lasing for high-boiling-temperature metals. By iteratively prompting six LLMs with tailored queries and peer-reviewed data, we derive optimized theoretical results and experimental setups. The results underscore the ability of LLMs to accelerate scientific hypothesis testing, identify theoretical limits, and design experimental configurations while also highlighting the importance of verifying AI outputs, confronting AI with facts and follow-up questions, and accounting for AI model correlations. This framework pioneers a paradigm shift in interdisciplinary research, merging AI-driven reasoning with domain-specific expertise to resolve ambiguities in cutting-edge material science and photonics.

Keywords: Artificial intelligence, Reasoning models, Deep research, Diamond Bragg mirrors, Metal vapor lasers

Introduction. Artificial intelligence has already found multiple applications in business – such as chatbots, image and pattern recognition, personalized marketing, healthcare disease detection and drug discovery, language processing, fraud detection,

content creation, and energy management. Academic applications of AI are also emerging, particularly in data analysis (including pattern recognition, data mining, and statistical analysis), academic writing (such as style and grammar correction, translation, and plagiarism detection), and personalized tutoring. Typical accuracies of AI models in specialized applications are already high. For example, in natural language processing for translation, DeepL achieved 89% [1] accuracy in 2020, while Google Translate reached 86% in 2020 [1] and 80% [2] in 2022.

Scientific research is a relatively new field for artificial intelligence. Due to the inherent complexity of scientific research, both in breadth and depth, AI tools were not widely applied to it until around 2024. However, the emergence of large language models (LLMs) in 2022 has opened an entirely new class of AI applications in natural language processing. These applications include creating new scientific hypotheses, quickly testing hypotheses, identifying arguments and dependencies, stimulating creative thinking, comparing the outputs of various LLMs, synthesizing multiple arguments through reasoning, and selecting arguments that might explain observed physical processes. This work summarizes the current state of the most advanced LLMs, their potential applications in scientific hypothesis creation and testing, and proposes multi-model AI reasoning (MMAR) framework as a viable approach to improve the accuracy of human-guided scientific AI inference towards record 48-62%.

Literature Analysis and Problem Statement. The advancement of Large Language Models (LLMs) has catalyzed their adaptation for scientific reasoning, yielding distinct classes optimized for hypothesis testing and research workflows. These classes – single-step, reasoning, and deep research LLMs – differ fundamentally in their architectures, operational methodologies, and performance in scientific tasks. *Single-Step* Inference LLMs, such as GPT-3 [3], [4], GPT-3.5, GPT-4, and GPT-4o, represent the foundational paradigm of language models. These systems generate responses in a single pass, relying exclusively on static, pre-defined training datasets. While they excel at addressing straightforward queries with rapid responses and broad domain knowledge, their reliance on fixed datasets limits their utility in dynamic scientific contexts. Errors in complex reasoning tasks often arise due to the absence of

iterative validation, and their knowledge remains confined to information available up to their training cutoff dates. Despite these constraints, single-step LLMs remain widely used for basic question-answering and preliminary data interpretation. *Reasoning* LLMs enhance this framework by incorporating iterative, multi-step reasoning processes [5]. Unlike their single-step counterparts, these models – exemplified by OpenAI o1, o3, DeepSeek – employ techniques like chain-of-thought prompting [5], where each step of reasoning builds on prior outputs. This cumulative approach allows for incremental validation, significantly improving accuracy in tasks requiring abstraction, causal inference, or counterfactual analysis. However, the computational demand escalates with reasoning depth, and errors in early steps may propagate through subsequent stages [6]. Despite these trade-offs, reasoning LLMs demonstrate superior performance in hypothesis testing and experimental design compared to single-step systems. The most advanced class, *Deep Research* LLMs [7], integrates multi-step reasoning with real-time external data retrieval. These models, including OpenAI’s o3-based DeepResearch, Perplexity’s DeepSeek R1 Deep Research, and Grok 3 xAI’s DeeperSearch, dynamically formulate search strategies by identifying key concepts within user queries. By accessing up-to-date scientific literature, clinical trials, or experimental datasets, they address the temporal limitations of static training data. This fusion of iterative reasoning and evidence-based validation achieves the highest accuracy in tasks such as literature synthesis, hypothesis generation, and experimental planning. For instance, Grok 3’s multi-agent framework stress-tests hypotheses against conflicting data, while DeepSeek R1 optimizes search strategies for precision. However, their efficacy depends on the reliability of external sources and incurs higher computational costs and latency. Table 1 summarizes key characteristics of leading Deep Research LLMs available on the market as of March 2025 [9].

Table 1.

Accuracy of Deep Research LLMs with Reasoning and Web Search

Functionality

Player	Model	Search features		Accuracy		Pricing
		Files	Web search	Correct %	Incorrect %	Monthly \$
OpenAI	Deep Research	+	+	26.6%	73.4%	200
Perplexity	Deep Research	+	+	21.1%	78.9%	20
xAI	Grok 3 DeeperSearch	+	+	13.0%	87.0%	30
MiniMax	DeepSeek R1	+	+	9.4%	90.6%	0
DeepSeek	DeepSeek R1	+	-	8.9%	91.1%	20
Alibaba	QwQ 32B	+	+	8.2%	91.8%	0
Gemini	2.5 Pro Deep Research	-	+	5.3%	94.7%	0

Deep Research LLMs, leveraging dynamic data and multi-step workflows, attain the highest accuracy and adaptability to evolving scientific knowledge. Deep Research LLMs, such as Perplexity’s Deep Research, exemplify the potential of democratizing the access to advanced inference, balancing high accuracy, computational efficiency, and cost. In the next section, we will demonstrate how combining Deep Research AI models can significantly enhance reasoning accuracy compared to individual models.

Research Methodology. The integration of multiple Deep Research Large Language Models (LLMs) represents a promising paradigm for improving accuracy in complex scientific reasoning tasks, particularly under conditions of uncertainty or incomplete data. This approach leverages probabilistic principles to mitigate individual model limitations, with implications for hypothesis validation, experimental design, and high-stakes decision-making. The ensemble efficacy arises from probability theory: For N independent models, each demonstrating a per-query accuracy of X_i , the probability that at least one model produces a correct answer is given by:

$$P_{\text{ensemble}} = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - X_i)$$

This framework exponentially outperforms single-model accuracy when $N > 1$. However, there are critical caveats. First, models must exhibit independence to ensure errors remain uncorrelated (i.e., no shared training biases or data artifacts). Second, this

logic applies exclusively to binary outcomes, where responses are categorically correct or incorrect. A third requirement is static per-query accuracy, meaning model performance does not degrade with sequence length or task complexity.

To contextualize these principles, consider the Humanity’s Last Exam benchmark – a simulated high-difficulty scientific reasoning test [8]. Empirical results demonstrate that an ensemble of the top six models (with accuracies as listed in Table 1) achieves a combined accuracy of 62%, while excluding computationally expensive and costly OpenAI Deep Research model reduces this to 48%. Individual models exhibit modest accuracy (5.3 – 26.6%), but strategic ensemble combinations yield disproportionate gains. Notably, the 62% ensemble accuracy surpasses the best single-model performance by 35%, aligning with theoretical predictions.

Table 2.

Theoretical Combined Accuracy of Top 6 Deep Research LLMs with Reasoning and Web Search Functionality

Player	Model	Search features		Accuracy		Pricing
		Files	Web search	Correct %	Incorrect %	Monthly \$
	Top 6 models	+	+	61.8%	38.2%	270
	Top 6 models excl. OpenAI	+	+	48.0%	52.0%	70

Implementation Framework

The initial step involves the identification and clear delineation of the research *objective*. This is achieved through an extensive review of the existing literature, ensuring that the objective is both well-founded and contextually relevant. A panel of AI tools is then employed to determine the key *drivers* that are critical to achieving or maximizing the stated objective. These drivers represent the primary variables or conditions that may influence the outcome of the hypothesis validation process. The outputs from the various AI tools are synthesized to compile an *exhaustive list* of drivers. This comprehensive list forms the basis for subsequent analytical steps and ensures that all relevant factors are considered. Utilizing the complete list of drivers, a targeted prompt is developed with the explicit goal of optimizing the pathway to the stated objective. The prompt is designed to guide the AI models toward generating outputs that directly address the interplay of the

identified drivers. The responses produced by the AI models are systematically analyzed to identify convergence and divergence in the generated solutions. When outputs converge with minimal discrepancies, the result is interpreted as a viable solution, warranting further validation by a human expert. Conversely, if discrepancies or gaps are observed – where the AI tools provide conflicting responses – these gaps are documented for further analysis. In cases where discrepancies are present, the framework prescribes an iterative approach. The prompt is modified to explicitly incorporate the identified gaps, and the refined prompt to maximize the objective taking into account the gaps is reintroduced into the AI analysis cycle. This process is repeated. If subsequent iterations yield convergent responses or successfully bridge the gaps, the solution is considered validated and may serve as a working hypothesis to be presented to a human expert. If significant discrepancies persist despite iterative refinements, it may be concluded that a solution is not attainable with the current set of AI tools. Fig. 1 shows the approach.

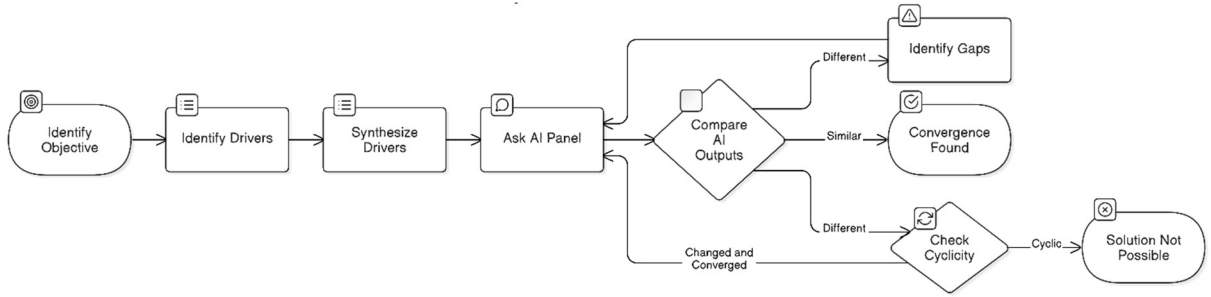


Fig. 1. AI-Assisted Process for Validating Scientific Hypotheses

Case 1: Single Crystal Diamond Bragg Mirror Reflectivity for keV X-rays

The development of high-reflectivity X-ray optics faces significant challenges due to the stringent material requirements for manipulating high-energy photons. While Mo/Si, Mo/B₄C, Ru/B₄C, W/C, W/Be, Si/C mirrors achieve 70–90% reflectivity [11], [12], [13] at grazing angles of incidence in the extreme ultraviolet (EUV) range (e.g., 13 nm lithography systems) and X-ray range, dielectric mirrors in the near-infrared (NIR) exhibit near-perfect reflectivity (99.9998%) with transmission, scattering, and absorption losses as low as 1.6 ppm [14], [15]. Recent advances in single-crystal diamond Bragg mirrors have demonstrated exceptional reflectivity (>99%) for keV-scale X-rays at near-normal incidence [16], enabling novel applications in X-ray free-electron laser oscillators

(XFELs) and coherent X-ray pulse stacking. However, the theoretical upper bounds of diamond reflectivity remain unresolved due to complexities in the dynamic theory of Bragg diffraction. To address this, a multi-model artificial intelligence (AI) framework was deployed to systematically evaluate hypotheses governing diamond mirror performance.

A panel of AI Deep Research models – Perplexity Deep Research, MiniMax DeepSeek-R1, Grok 3 DeepSearch, and OpenAI o3-mini – was leveraged to analyze critical variables influencing single crystal diamond Bragg mirror performance. Specialized prompts were iteratively refined to query *dominant drivers* of reflectivity, including material properties (high Debye temperature, low atomic number of diamond), structural perfection (dislocation density), X-ray energy (higher energy implies lower photoelectric absorption and Compton scattering), crystal geometry (sufficient thickness to reflect more than 99% of X-rays, Bragg reflection choice), operating conditions (temperature minimizing lattice vibrations, narrow X-ray bandwidth to fit with the Bragg reflection), isotopic purity (^{12}C single crystal diamond has slightly higher Debye temperature and lower lattice vibrations).

Having identified all possible drivers of diamond mirror reflectivity, research strategy was focused at *estimating theoretical limits* under idealized conditions (zero dislocation density, cryogenic operating temperatures, isotopic ^{12}C purity, sufficient thickness, right choice of the Bragg reflection, narrow X-ray bandwidth to fit the Bragg reflection). This translated into estimating minimum extinction length and highest absorption length to maximize reflectivity according to a classic formula:

$$\langle R_H \rangle \approx 1 - \frac{3\pi}{4} \frac{L_{\text{ext}}}{L_{\text{abs}}}$$

A prompt “What are the absorption and extinction lengths (mm) of ideal ^{12}C diamond at 77K cryogenic temperature with zero dislocation density for 23.765 keV, 13.903 keV, 31 keV, 35 keV, 44 keV X-rays?” was created. Inputs included peer-reviewed studies of Shvyd’ko et al., 2011 [16], computational datasets from the NIST X-ray mass attenuation database, and dynamical diffraction theory. Model responses were cross validated according to the methodology (Fig. 1). According to the models, the maximum attainable

reflectivity of a diamond X-ray Bragg mirror in backscattering (normal-incidence Bragg geometry) is achieved at 13.903 keV and is estimated at 99.97% (Grok-3 Think). This compares to 99.10% reflectivity actually measured at 13.903 keV, as experimentally demonstrated in [16]. Such a high reflectivity of 99.97% could theoretically enable multi-pass resonators sustaining high efficiency for more than 1,000 passes.

Case 2: Metal Vapor Lasers

Metal vapor lasers were among the first types of lasers discovered in the 1950s and 1960s, alongside dye and semiconductor lasers. Although other types of lasers – such as CO₂ lasers, fiber lasers, and diode-pumped solid-state lasers have since captured a larger share of the market, metal vapor lasers remain highly valued. They offer a wide range of over 480 different wavelengths, spanning from 224 nm to 6,457 nm, along with pulse durations in the nanosecond range, very narrow spectral lines for precise wavelength control, and high pulse repetition rates of several kilohertz. Laser emission has been observed in a total of 32 metals and 3 nonmetals, including Ag, Al, As, Au, Ba, Be, Bi, Ca, Cd, Cs, Cu, Dy, Eu, Fe, Ga, Hg, I, K, Mg, Mn, Na, Pb, Rb, Se, Sm, Sn, Sr, Ta, Te, Ti, Tl, Tm, V, Yb, and Zn [17].

Table 3.

Sample Characteristics of Metal Vapor Lasers

Metal	Melting point K	Boiling Point K	Temp (theory) K	Temp (experiments) K	Vapor production	Pumping	Efficiency %	Peak Power W	Avg Power W
Ta	3,290	5,731	3,152	...	Nd:YAG laser ablation	KrF excimer laser, 10 mJ	0.010%	48	0.16
V	2,183	3,680	2,024	...	Nd:YAG laser ablation	XeCl excimer laser, 25 mJ	0.001%	7	0.35
Ti	1,941	3,560	1,958	...	Excimer laser ablation	N ₂ laser, 0.2-5 mJ, Tunable dye laser,	...	...	...
Fe	1,811	3,135	1,724	973	Iron vaporization, FeBr ₂ vaporization, laser ablation	KrF excimer laser, 34 mJ	0.007%	180	...
Au	1,337	3,129	1,721	383 - 1,923	Gold vaporization, HAuCl ₄ vaporization	Discharge	0.230%	12,000	10
Sn	505	2,875	1,581	1,673	Tin vaporization	Discharge	0.002% - 0.200%	~10,000	10
Dy	1,685	2,840	1,562	1,723	Dysprosium vaporization	Discharge	0.084%	333	0.08
Cu	1,358	2,835	1,559	673 - 1773	Copper vaporization, CuBr vaporization	Discharge	2.900%	305,000	312
Be	1,560	2,744	1,510	773 - 2,273	Beryllium vaporization, BeCl ₂ vaporization	Discharge	...	1-10	<1
Al	933	2,740	1,507	473 - 1,773	Aluminum vaporization, AlCl ₃ / AlBr ₃ vaporization	Discharge	...	...	...
Ga	303	2,676	1,472	773 - 1,673	Nd:YAG laser ablation, GaCl ₃ / GaBr ₃ vaporization	TEM00 diodes at ~400 nm	...	...	<0.06
Ag	1,235	2,435	1,340	873 - 1,425	Discharge, AgBr vaporization	Discharge	0.004%	600	0.14
Mn	1,519	2,334	1,284	920 - 1,450	Manganese vaporization, MnCl ₂ vaporization	Discharge	0.200%	24,000	7.4
Tm	1,873	2,223	1,223	1,420 - 1,440	Thulium vaporization	Discharge	0.130%	20,800	0.5
Ba	1,000	2,118	1,165	1,120	Barium vaporization	Discharge	0.720%	100,000	12.5
Sm	1,345	2,067	1,137	1,873	Samarium evaporation, SmCl ₃ evaporation (n/a)	Discharge, Tunable dye laser	...	...	...
Pb	601	2,022	1,112	1,010 - 1,210	Lead evaporation	Discharge	0.090%	34,000	0.9
Eu	1,099	1,802	991	...	Europium evaporation	Discharge	0.300%	...	2.5
Sr	1,042	1,657	911	1,073	Strontium vaporization, SrBr ₂ vaporization	Discharge	7%?	48,333	29.0
Cd	594	1,040	572	523	Cadmium evaporation	Discharge	0.400%	...	0.194
K	336	1,032	568	380	Potassium evaporation	Diodes	41.140%	230,000	4,200
Rb	312	961	529	386	Rubidium evaporation	Diodes	33.000%	...	34,000
Cs	302	944	520	393	Cesium evaporation	Diodes	33.000%	...	2,000
Hg	234	630	347	349	Mercury vaporization	Discharge, Flashlamp	0.016%	5,520	0.24
I	387	457	251	313	Iodine evaporation	Flashlamp	2.000%	3,000,000,000,000	0.67

However, the energy conversion efficiencies of metal vapor lasers are relatively low, ranging from 0.01% to 2.9%, except in the case of alkali vapor lasers, for which efficiencies of 33-41% have been demonstrated [18], [19]. In addition, due to constraints of optical

materials (mirrors, lenses, Brewster plates), lasing in some refractory metals with high evaporation temperatures (Mo, W, Th, U and other) have not yet been demonstrated. In this example, AI could be used to elucidate if these specific metals could exhibit vapor lasing at specific conditions and vapor production setups. The query starts with the definition of a clear objective: “How could metal vapor lasing be demonstrated in refractory metals (Mo, W, Th, U...)? What are the key parameters controlling metal vapor lasing in these metals?”. Synthesis of AI model outputs has allowed to identify the main demonstration methods for metal vapor generation: pulsed pico- and femtosecond laser ablation, electron beam heating, chemical vapor transport (metal halides, metal fluorides), and ion beam sputtering. Key parameters governing metal vapor lasing turned out to be laser transitions, vapor density ($10^{14+} / \text{cm}^3$), vapor pressure related to vapor density, vapor temperature, buffer gas composition (He / Ne / Ar), pump wavelength matching atomic absorption lines, pump source (tuneable dye lasers, laser diodes, other lasers, electric discharge), upper state lifetime (10^{-9+} s). Afterwards, the objective maximization question is asked: “Which parameter values (methods of metal vapor generation, laser transitions, vapor density, vapor pressure, vapor temperature, buffer gas composition, pump wavelength matching, pump source, upper state lifetime) could enable experimental demonstration of Mo, W, Th, and U metal vapor lasers taking into account temperature constraints (optic elements), and what could be the experimental setups?”. A panel of AI tools gives multiple answers, which are then carefully reviewed and reconciled. Optimal experimental configuration is then selected among the options provided.

Conclusions. The findings presented here illustrate the potential of a multi-model AI reasoning framework to accelerate scientific hypothesis testing and refine experimental designs in advanced optics. By combining a panel of deep research large language models (LLMs), we demonstrated how ensembles of AI systems can surpass individual model performance in tackling complex physical inquiries, achieving accuracy gains from 8-27% to approximately 48–62%. These improvements were confirmed through iterative prompting, data cross-validation, and the strategic integration of domain knowledge.

In the case studies of diamond Bragg mirrors for keV X-rays and high-boiling-temperature metal vapor lasers, multi-model inference facilitated the identification of

crucial material parameters, boundary conditions, and theoretical limits, while also guiding the design of experimental setups. Specifically, for diamond mirrors, the combined AI approach uncovered optimal reflectivities and crystal purity conditions, suggesting that near-perfect reflectivity – while attainable in principle – remains constrained by practical material imperfections and absorption limits. Likewise, in metal vapor lasers, multi-model reasoning revealed key drivers of lasing thresholds and design requirements for sustaining high-temperature vapor states.

These results underscore both the promise and the challenges of AI-driven scientific research. On one hand, iterative AI–human interactions can highlight new opportunities for hypothesis generation and testing, boosting efficiency in fields where physical experiments are time-consuming and resource-intensive. On the other hand, thorough verification of AI outputs remains essential. Model correlations, shared biases, and potential “hallucinations” necessitate domain-expert oversight and well-designed prompts that confront AI with updated facts, boundary checks, and iterative follow-up questions.

Overall, this study indicates that AI systems can serve as potent collaborators in science, guiding researchers toward higher-accuracy theoretical predictions and experimental designs in less time. Future work should further examine the independence of different AI models, develop more robust strategies to mitigate correlated errors, and integrate domain-specific constraints that help sustain validity when extrapolating beyond existing knowledge. By merging multi-model AI reasoning with human expertise, researchers can unlock more rapid, rigorous, and creative solutions in emerging frontiers of optics, materials science, and beyond.

References

1. Hidalgo-Ternero, C. M. (2020). Google Translate vs. DeepL: analysing neural machine translation performance under the challenge of phraseological variation.
2. Saputra, A. (2022, June). The analysis of Google translate accuracy in translating procedural and narrative text. In *Journal of English Education Forum (JEEF)* (Vol. 2, No. 1, pp. 7-11).
3. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, 1877-1901.

4. Zhao, W. X., Zhou, K., Li, J., Tang, T., Wang, X., Hou, Y., ... & Wen, J. R. (2023). A survey of large language models. *arXiv preprint arXiv:2303.18223*, 1(2).
5. Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., ... & Zhou, D. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, 35, 24824-24837.
6. Pfister, R., & Jud, H. (2025). Understanding and Benchmarking Artificial Intelligence: OpenAI's o3 Is Not AGI. *arXiv preprint arXiv:2501.07458*.
7. Wu, J., Zhu, J., & Liu, Y. (2025). Agentic Reasoning: Reasoning LLMs with Tools for the Deep Research. *arXiv preprint arXiv:2502.04644*.
8. Phan, L., Gatti, A., Han, Z., Li, N., Hu, J., Zhang, H., ... & Verbeken, B. (2025). Humanity's Last Exam. *arXiv preprint arXiv:2501.14249*.
9. Artificial Analysis (2025, March), Comparison of Models: Intelligence, Performance, and Price Analysis
10. Perplexity AI (2025, February). Introducing Perplexity Deep Research
11. https://henke.lbl.gov/optical_constants/multi2.html
12. Huang, Q., Liu, Y., Yang, Y., Qi, R., Feng, Y., Kozhevnikov, I. V., ... & Wang, Z. (2018). Nitridated Ru/B4C multilayer mirrors with improved interface structure, zero stress, and enhanced hard X-ray reflectance. *Optics Express*, 26(17), 21803-21812.
13. Akhsakhalyan, A. D., Klunokov, E. B., Lopatin, A. Y., Luchin, V. I., Nechay, A. N., Pestov, A. E., ... & Shcherbakov, A. V. (2017). Current status and development prospects for multilayer X-ray optics at the Institute for Physics of Microstructures, Russian Academy of Sciences. *Journal of Surface Investigation: X-ray, Synchrotron and Neutron Techniques*, 11, 1-19.
14. Rempe, G., Thompson, R. J., Kimble, H. J., & Lalezari, R. (1992). Measurement of ultralow losses in an optical interferometer. *Optics letters*, 17(5), 363-365.
15. Truong, G. W., Winkler, G., Zederbauer, T., Bachmann, D., Heu, P., Follman, D., ... & Cole, G. D. (2019). Near-infrared scanning cavity ringdown for optical loss characterization of supermirrors. *Optics Express*, 27(14), 19141-19149.
16. Shvyd'ko, Y., Stoupin, S., Blank, V., & Terentyev, S. (2011). Near-100% Bragg reflectivity of X-rays. *Nature Photonics*, 5(9), 539-542.
17. Little, C. E. (1999). *Metal vapour lasers: Physics, engineering and applications* (p. 646).
18. Zweiback, J., Hager, G., & Krupke, W. F. (2009). High efficiency hydrocarbon-free resonance transition potassium laser. *Optics Communications*, 282(9), 1871-1873.
19. Biswal, R., Mishra, G. K., Agrawal, S. K., Dixit, S. K., & Nakhe, S. V. (2019). Studies on the design and parametric effects of a diode pump alkali (rubidium) laser. *Pramana*, 93, 1-9.

РОЗДІЛ VIII. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ДЛЯ ВДОСКОНАЛЕННЯ МЕХАНІЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ МАТЕРІАЛІВ

DOI

Кирилаха Світлана¹[0009-0001-5688-5616]

¹ Національний університет «Запорізька політехніка», Запоріжжя, Україна

lanakirilaha@gmail.com

Анотація Метою даної роботи є перевірка ефективності алгоритму машинного навчання на основі даних з відкритих баз, зокрема Material Project. Використовуваний штучний інтелект, заснований на лінійній регресії, застосовує трансферне навчання для адаптації до фізико-механічних моделей високоентропійних сплавів. Для реалізації використовуються відкриті Python-модулі, що забезпечують гнучкість у дослідженнях. Точність моделювання фізико-механічних властивостей матеріалу залежить від кількості елементів у складі та здатності комбінувати матеріали в одну ланку. Для перевірки результатів експериментів у практиці на основі літературних джерел показано метод визначення твердості за Вікерсом, що дозволило оцінити коректність запропонованого підходу до прогнозування властивостей високоентропійних сплавів.

Ключові слова: штучний інтелект (ШІ), машинне навчання (МН), матеріалознавство, сплави, метод Вікерса, твердість, структура, механічні властивості, високоентропійні сплави.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR ENHANCING THE MECHANICAL PROPERTIES OF MATERIALS

Kyrylakha Svitlana

Abstract. The aim of this work is to test the effectiveness of a machine learning algorithm based on data from open databases, specifically Material Project. The artificial intelligence used, based on linear regression, applies transfer learning to adapt to the physicochemical models of high-entropy alloys. Open Python modules are used for implementation, providing flexibility in research. The accuracy of modeling the physicochemical properties of the material depends on the number of elements in the composition and the ability to combine materials into a single system. To verify the

experimental results in practice, the Vickers hardness method, based on literature sources, is shown, which allowed for the assessment of the correctness of the proposed approach to predicting the properties of high-entropy alloys.

Keywords: Artificial Intelligence (AI), Machine Learning (ML), Materials Science, Alloys, Vickers Method, Hardness, Structure, Mechanical Properties, High-Entropy Alloys.

Вступ. Розвиток штучного інтелекту (ШІ) став одним із найзначніших досягнень сучасної науки та техніки, відкриваючи нові можливості для автоматизації досліджень, аналізу великих масивів даних і створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. ШІ уже знаходить широке застосування у різних сферах наукової діяльності, включаючи матеріалознавство, біотехнології, фізику, хімію, медицину, економіку та багато інших галузей [1].

Штучний інтелект (ШІ) (англ., Artificial Intelligence (AI)) – це галузь інформатики, яка розробляє системи, здатні виконувати розумові процеси і розв’язувати проблеми, традиційно виконувані людиною. ШІ є однією з найперспективніших технологій в умовах цифровізації. За прогнозами Fortune Business Insights, ринок ШІ зростатиме на 33,2 % щорічно в період 2020-2027 рр., а впровадження технологій організаціями збільшиться на 38,1 % у 2022-2030 рр.

Машинне навчання (МН) – одна з провідних галузей штучного інтелекту, що розробляє алгоритми, здатні навчатися на основі даних і покращувати результати без явного програмування. Зі збільшенням обсягу даних у матеріалознавстві, МН надає потужні інструменти для аналізу великих обсягів експериментальних та теоретичних даних. Сучасні методи, як глибоке навчання та нейронні мережі, дозволяють не лише аналізувати наявні матеріали, а й передбачати нові з необхідними властивостями, оптимізуючи процеси розробки. МН допомагає виявляти складні взаємозв'язки між складом, структурою та властивостями матеріалів, підвищуючи ефективність досліджень і сприяючи інноваціям [2-5].

Останніми роками машинне навчання набуває все більшого значення в наукових дослідженнях, зокрема у хімії та матеріалознавстві, для вирішення таких задач, як визначення властивостей елементів і сполук, передбачення кристалізації та автоматичне опрацювання результатів експериментів. Одним із ключових застосувань є відкриття нових хімічних сполук та матеріалів, зокрема генерація молекулярних структур. На відміну від *ab-initio* моделювання, що потребує значних обчислювальних потужностей і часу, алгоритми машинного навчання підвищують точність і ефективність досліджень, використовуючи минулі експерименти як тренувальні дані. Це дозволяє зекономити матеріальні та часові ресурси, оскільки натреновані моделі можуть швидко обробляти тисячі сполук, значно зменшуючи витрати обчислювальних ресурсів.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Застосування методів машинного навчання (МН) у матеріалознавстві набуло значного розвитку завдяки зростанню обчислювальних потужностей і прогресу в теорії ШІ. Останні дослідження показують, що методи МН є потужними інструментами для аналізу великих обсягів даних і можуть істотно полегшити процес розробки нових матеріалів, що відповідають специфічним вимогам щодо механічних, фізичних та хімічних властивостей. Одним з основних напрямків застосування МН у матеріалознавстві є прогнозування властивостей матеріалів на основі їх складу та структури. Зокрема, дослідження Шива Гоела (Shiv Goel) та Гаррісона Д. Мартіна (Harrison D. Martin) з University of California використовують алгоритми машинного навчання для аналізу та прогнозування механічних властивостей металів і сплавів. Вони застосовують глибоке навчання та нейронні мережі для аналізу взаємозв'язків між структурними характеристиками матеріалів і їх фізичними властивостями. Роботи цих вчених демонструють, як МН може допомогти в розробці високоміцних сплавів для різних промислових застосувань. Маттс Тегмарк (Mats Tegmark), відомий своїми дослідженнями в галузі квантових матеріалів і нанотехнологій, вивчає, як алгоритми машинного навчання можуть бути використані для оптимізації властивостей матеріалів, що застосовуються у високотехнологічних сферах. Його робота зосереджена на

розробці нових матеріалів з використанням ШІ, що може значно прискорити процеси розробки та впровадження нових технологій. Також Джеймс А. Лейб (James A. Leib), дослідник з University of Michigan, зосереджений на застосуванні МН для прогнозування термодинамічних властивостей матеріалів. Він активно розробляє методи, які дозволяють використовувати машинне навчання для точного прогнозування поведінки різних матеріалів у складних умовах, таких як високі температури чи агресивні середовища [6-9].

Незважаючи на прогрес у застосуванні машинного навчання в матеріалознавстві, є проблеми, які потребують вдосконалення моделей для роботи з різноманітними матеріалами та їх специфікою. Особливу увагу слід приділити вирішенню проблеми варіативності експериментальних даних і адаптації моделей для прогнозування стійкості до корозії, термостійкості та механічних властивостей матеріалів в різних умовах. Отже, проблема полягає в необхідності створення універсальних алгоритмів машинного навчання, які здатні ефективно працювати з великими і різноманітними наборами даних, а також у підвищенні точності прогнозування властивостей матеріалів для специфічних промислових застосувань. Для цього потрібно інтегрувати існуючі алгоритми з новими методами обробки та аналізу даних, що дозволить скоротити час розробки нових матеріалів і знизити витрати на дослідження та експерименти.

Результати дослідження. Використання штучного інтелекту (ШІ) в наукових дослідженнях значно підвищує ефективність і точність аналізу, дозволяючи обробляти великі обсяги даних і знаходити нові закономірності. ШІ має низку переваг у порівнянні з традиційними методами досліджень, зокрема у матеріалознавстві та дослідженні фізико-хімічних властивостей матеріалів. Завдяки здатності до машинного навчання, ШІ може здійснювати прогнозування властивостей нових сплавів, оптимізувати експериментальні процеси та знижувати час, необхідний для досягнення результатів.

Серед основних переваг можна виділити:

1. Швидкість обробки даних: ШІ дозволяє швидко аналізувати великі набори даних, що є критично важливим для наукових досліджень, де обсяг інформації може бути дуже великим.

2. Точність прогнозування: Моделі на основі ШІ здатні передбачати фізико-механічні властивості матеріалів з високою точністю, навіть на основі обмежених даних.

3. Оптимізація експериментів: Використання ШІ для автоматизації розрахунків дозволяє зменшити кількість експериментів, необхідних для досягнення точних результатів, що дозволяє зекономити час і ресурси.

4. Ідентифікація нових закономірностей: Алгоритми ШІ можуть виявляти приховані закономірності у великих обсягах даних, що може привести до нових наукових відкриттів (табл. 1).

Таблиця 1

Переваги використання штучного інтелекту у наукових дослідженнях [10]

Тема	Опис
Генерація та формулювання нових ідей	Штучний інтелект допомагає дослідникам знаходити нові теми та напрямки для досліджень, а також надихає на розробку власних концепцій.
Пошук актуальних джерел	Технології штучного інтелекту дозволяють дослідникам швидко знаходити значущі роботи, що відповідають інтересам наукової спільноти, створюючи можливості для публікацій, які підвищують цитованість вченого.
Обробка великих обсягів інформації	Це дає авторам змогу швидко та ефективно аналізувати дані, виявляючи приховані патерни та закономірності, важкі для традиційних методів. Завдяки швидким алгоритмам ШІ, дослідники скорочують час аналізу, підвищуючи ефективність дослідження.

У роботі показано [11] дослідження твердості Al-Co-Cr-Fe-Ni високоентропійних сплавів для ГЦК та ОЦК структур методами машинного навчання. Для ОЦК структури буде перевірена твердість за фізичною моделлю метода Віккерса. Для генерації сплавів у роботі використовуються різні кристалічні структури, обрані на основі вмісту елементів у високоентропійному сплаві. Кількість атомів визначається пропорційно вмісту елементів. Для розрахунку параметрів матеріалів використовуються дані з бази «Material

Project», зокрема параметри кристалічних решіток і щільності матеріалу. Вплив кристалічної структури на властивості матеріалу, такі як твердість і деформація, показує, що ОЦК структура має меншу твердість порівняно з ГЦК, що є більш жорсткою до деформацій. Щільність пакування для ОЦК структури можна розрахувати через радіус частинок, а для ГЦК — через діагоналі решітки.

Щільність, як маса на одиницю об'єму, розраховується для кристалічної решітки при дослідженні фізико-механічних властивостей високоентропійних сплавів.

$$\rho = \frac{m}{V} \quad (1)$$

де m – маса частинки, V – об'єм кристалічної решітки

Параметри твердості можуть відрізнятися від експериментальних через ідеальність матеріалу, прогнозованого за допомогою машинного навчання. Буде згенеровано 5630 систем з різним вмістом компонентів та проведено порівняння ОЦК і ГЦК структур з експериментальними даними.

Були отримані значення твердості для ОЦК високоентропійного сплаву та виконано порівняння отриманих значень твердості відносно до експериментальних значень Al-Co-Cr-Fe-Ni (табл. 2).

Таблиця 2

Порівняння отриманих значень твердості відносно до експериментальних значень Al-Co-Cr-Fe-Ni [11]

Твердість прогнозована (H_V)	Твердість експериментальна (H_V)
1	2
566	538 [12]
739	741 [12]
639	635 [13]

Одиниці виміру для порівняння були переведені в розрахунок за методом Віккерса, яким в основному перевіряють твердість сплаву. Наступна формула конвертує значення які були надані у роботі в ГПа до системи розмірності Віккерса:

$$H_V = \frac{2fF \sin\left(\frac{136^\circ}{2}\right)}{d^2} = 1.854 \frac{F}{d^2} \quad (2)$$

Вміст Fe впливає на твердість матеріалу якщо порівнювати матеріал відносно інших компонентів в чистому вигляді. На рисунку 1 представлено залежність твердості від кристалічної структури ОЦК та ГЦК. Виявлено, що ГЦК структура зазвичай має вищу твердість, особливо при значному вмісті хрому та заліза. Деякі високоентропійні сплави можуть бути нестабільними, що слід враховувати при прогнозуванні. Відповідно до правила Юма-Розері, стабільність твердого розчину визначається обмеженнями на різницю атомних радіусів ($\leq 10-15\%$) та електронегативність ($\leq 0,4$). Крім того, припускається однакова кристалічна решітка для всіх компонентів [14, 15].

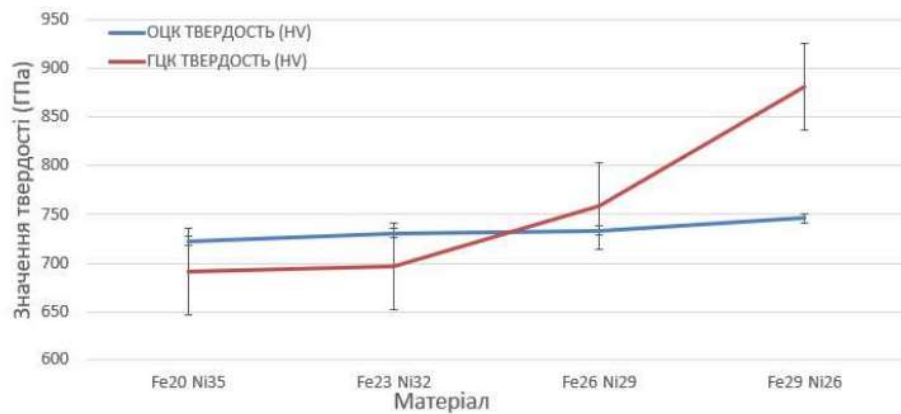


Рис. 1. Порівняння значення твердості відносно зміні відсоткового вмісту Fe-Ni для матеріалу $\text{Al}_8\text{Co}_8\text{Cr}_{29}\text{Fe}_x\text{Ni}_y$ для ГЦК та ОЦК кристалічної структури [11]

Висновки. Показано ефективність застосування алгоритму машинного навчання на основі даних з відкритих баз, зокрема Material Project, для прогнозування фізико-механічних властивостей високоентропійних сплавів. Використання штучного інтелекту, заснованого на лінійній регресії та трансферному навчанні, дозволяє адаптувати модель до специфіки матеріалів, а метод Вікерса підтверджує коректність запропонованого підходу.

Досліджено прогнозування фізико-механічних властивостей високоентропійних сплавів (Al-Co-Cr-Fe-Ni) методами машинного навчання. Показано можливості автоматизації процесу генерування та оцінки сплавів.

Список джерел

1. Гончарова І. П. Використання штучного інтелекту в професійній діяльності педагога: можливості та виклики в умовах цифрового освітнього середовища // Професійна діяльність педагога в умовах цифрового освітнього середовища: матеріали міжрегіон. наук.-практ. семінару (27 квітня 2023 р.). - Біла Церква: БІНПО, 2023. - С. 28-33. - URL: <https://lib.iitta.gov.ua/735479/>
2. Butler K. T., Davies D. W., Cartwright H., Isayev O., & Walsh A. (2018). Machine learning for molecular and materials science. *Nature*, 559(7715), 547-555. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0337-2>
3. Friesner R. A. (2005). Abinitio quantum chemistry: Methodology and applications. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(19), 6648-6653.
4. Maulud D. & Abdulazeez A. M. (2020). A review on linear regression comprehensive in machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 1(4), 140-147. [Online]. Available: <https://doi.org/10.38094/jastt1457>
5. Jha, D., Wolverton, C., & Agrawal, A. (2018). Machine learning for materials science: Recent advances and emerging applications. *Materials Science and Engineering: R: Reports*, 139, 1-22. <https://doi.org/10.1016/j.mser.2018.01.001>
6. Xie, T., & Grossman, J. C. (2018). Crystal graph convolutional neural networks for an accurate and interpretable prediction of material properties. *Physical Review Letters*, 120(14), 145301. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.120.145301>
7. Ward, L., Paul, A., Wolverton, C., & Agrawal, A. (2016). A general framework for predicting properties of inorganic materials using machine learning. *Nature Materials*, 14(3), 240-248. <https://doi.org/10.1038/nmat4136>
8. Raiko, T., Vainio, M., & Kaski, S. (2016). Machine learning for materials science: A review of computational methods and applications. *Computational Materials Science*, 113, 253-263. <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2015.10.026>
9. Agrawal, A., & Choudhary, A. (2016). Materials informatics and big data: Realizing the full potential of computational materials science. *Computational Materials Science*, 113, 167-170. <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2015.10.043>
10. Штучний інтелект при підготовці наукової роботи: Можливості та виклики : веб-сайт. URL : <https://nim.media/articles/shtuchny-intelekt-pri-pidgotovtsi-naukovoyi-roboti-mozhливosti-ta-viklyki>(дата звернення: 19.03.2025).
11. Погорєлий, М. А. (2021). Аналіз фізико-механічних властивостей високоентропійних сплавів методами машинного навчання: дис. магістра, СДУ, Суми, 69 с.
12. Kao Y.-F., Chen T.-J., Chen S.-K., Yeh J.-W. (2009). Microstructure and mechanical property of as-cast, -homogenized, and -deformed Al_xCoCrFeNi high entropy alloys. *J. Alloys Compd.*, 488, 57-64.
13. Hsu C.Y. et al. (2010). Effect of iron content on wear behavior of AlCoCrFe_xMo_{0.5}Ni high entropy alloys. *Wear*, 268(5–6), 653–659.
14. C. Li, J.C. Li, M. Zhao, Q. Jiang, Effect of alloying elements on microstructure and properties of multiprincipal elements
15. Y.P. Wang, B.S. Li, M.X. Ren, C. Yang, H.Z. Fu, Microstructure and compressive properties of AlCrFeCoNi high entropy alloy, *Materials Science and Engineering A* 491 (2008) 154–158.

РОЗДІЛ ІХ. МАЛОДОСЛІДЖЕНА ЛІТЕРАТУРА ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ: ХТО КОГО НАВЧАЄ? (НА МАТЕРІАЛІ ТВОРЧОСТІ ОЛЕНИ ЗВИЧАЙНОЇ)

DOI

Кривчун Віта ¹[0009-0007-9490-4682]

¹Полтавський національний педагогічний університет імені В. Г. Короленка,

Полтава, Україна

vita_nika@ukr.net

Анотація. У розділі аналізується взаємодія штучного інтелекту (ШІ) з малодослідженою літературою на прикладі творчості Олени Звичайної – української письменниці-емігрантки, чий доробок залишається недостатньо вивченим. Розглядається питання, чи здатен ШІ відкривати нові імена, чи, навпаки, потребує навчання з боку дослідника. Результати вивчення показують, що штучний інтелект не спроможний самостійно аналізувати творчість Олени Звичайної через відсутність необхідної інформації у відкритих цифрових джерелах. Це ставить перед літературознавцями нові виклики: окрім традиційного аналізу текстів, вони мають наповнювати інформаційний простір відповідними даними, активно навчаючи ШІ проводити паралелі з творчістю інших авторів. Окрема увага приділяється питанню академічної доброчесності: чи можна вважати використання ШІ плагіатом? Дослідження доводить, що у випадку з маловідомими авторами процес має зворотний характер – не штучний інтелект надає інформацію дослідникові, а дослідник формує нову інформаційну основу. Таким чином, йдеться не про запозичення чужих ідей, а про активну популяризацію творчості маловідомих письменників. Стаття підкреслює, що використання ШІ у вивченні Олени Звичайної відкриває нові можливості для дослідження та введення її творів у науковий обіг.

Ключові слова. Олена Звичайна, еміграційна література, штучний інтелект, літературознавство, навчання ШІ, популяризація.

LITTLE-STUDIED LITERATURE AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE: WHO TEACHES WHOM? (BASED ON THE WORKS OF OLENA ZVYCHAYNA)

Vita Kryvchun [0009-0007-9490-4682]

Poltava V. G. Korolenko National Pedagogical University, Poltava, Ukraine,

Summary. This chapter examines the interaction between artificial intelligence (AI) and little-studied literature through the case of Olena Zvychnayna, a Ukrainian émigré writer whose works remain insufficiently explored. The study investigates whether AI can independently discover new literary figures or, conversely, requires guidance from researchers. The findings demonstrate that AI is unable to autonomously analyze the works of Olena Zvychnayna due to the lack of relevant data in open digital sources. This challenge presents new tasks for literary scholars: beyond traditional textual analysis, they must contribute to the digital information landscape by supplying essential data, actively training AI to draw connections between lesser-known and established authors. Particular attention is given to the issue of academic integrity: can the use of AI be considered plagiarism? The research argues that, in the case of lesser-known authors, the process operates in reverse – not AI providing information to the researcher, but rather the researcher shaping a new informational framework. Thus, the study does not involve borrowing external ideas but actively promotes the works of underrepresented writers. The article highlights that incorporating AI into the study of Olena Zvychnayna's works opens new avenues for literary research and facilitates their integration into scholarly discourse.

Keywords: Olena Zvychnayna, émigré literature, artificial intelligence, literary studies, AI training, literary promotion.

Вступ. Сучасний науковий дискурс дедалі частіше звертається до можливостей ШІ у сфері гуманітарних наук. Літературознавство, яке традиційно базується на аналізі текстів та їх інтерпретації, також перебуває під впливом технологічного прогресу. Проте застосування ШІ у вивченні малодослідженої літератури залишає багато відкритих питань. Чи може штучний інтелект стати ефективним інструментом для відкриття нових літературних імен і

популяризації творчості письменників, які залишилися поза увагою академічного середовища? Чи здатний ІІІ створювати нові літературні паралелі, чи лише аналізує вже існуючу інформацію, яка зберігається у цифрових базах даних? Особливо це питання стає актуальним у контексті дослідження української еміграційної літератури, яка довгий час залишалася поза межами основного наукового аналізу.

Однією із яскравих, але несправедливо забутих постатей української діаспорної літератури є Олена Звичайна – письменниця, чия творчість охоплює теми Голодомору, сталінських репресій та терору. Вона прагнула, аби її твори були прочитані та осмислені, проте історична несправедливість призвела до її забуття.

У публікації розглядається феномен взаємодії між штучним інтелектом та малодослідженою літературою на прикладі Олени Звичайної. Чи може сучасна технологія стати інструментом популяризації її імені, чи, навпаки, дослідник змушений навчати ІІІ, перш ніж отримати від нього бодай якусь корисну інформацію про авторку?

Аналіз літератури та постановка проблеми. Наукові дослідження творчості Олени Звичайної залишаються поодинокими та фрагментарними. Станом на сьогодні відсутні ґрунтовні монографічні праці, натомість наявні лише окремі статті, які частково висвітлюють певні аспекти її літературної спадщини. Найчастіше вони зосереджуються на тематиці Голодомору, сталінського терору та художнього осмислення історичних трагедій у її творах. Окремі особливості письменницької діяльності Олени Звичайної розглядаються у працях Світлани Ленської, Марини Кушнерьової, Світлани Журби, Валентини Кузь, Віти Кривчун. Водночас комплексного аналізу її творчості досі не здійснено. Загалом українська еміграційна література залишається недостатньо дослідженою, попри її важливу роль в осмисленні історичних подій ХХ століття. Чимало авторів цього напрямку й досі перебувають поза увагою літературознавців. Олена Звичайна – одна з тих митців, чия творчість тривалий час залишалася забутою. Однак її твори мають особливу цінність, адже поєднують художню силу з документальною правдою епохи.

Проблема полягає в тому, що сучасні інструменти штучного інтелекту мають обмежені можливості для дослідження таких письменників, оскільки ШІ аналізує лише дані, наявні в його системі. Він не має інформації про Олену Звичайну, не може аналізувати її тексти, не здатен запропонувати літературні паралелі чи історичний контекст. Отже, основне завдання дослідника – не лише вивчати та популяризувати ім'я письменниці, а й наповнювати штучний інтелект цією інформацією. Дослідник повинен навчати ШІ, аби він став здатним аналізувати та відкривати нові літературні імена, такі як Олена Звичайна.

Дослідження також порушує важливе питання академічної доброчесності: чи можна вважати використання ШІ плагіатом? Це питання набуває особливої значущості, оскільки в разі взаємодії з маловідомою літературою йдеться не про автоматичне «копіювання» ідей, а про популяризацію нових знань про письменника. Дослідник активно вносить актуальну інформацію в систему ШІ, щоб провести паралелі з іншими авторами та показати взаємодію творчості Олени Звичайної з іншими митцями, висвітлюючи її творчість у межах ШІ.

Результати дослідження. Олена Звичайна – потужний голос української діаспори, «одна з тисяч жертв сталінських репресій 1930-х років, якій пощастило вижити в добу терору» (Кривчун, 2024, С. 77). Її творчість, якій «притаманна автобіографічна основа» (Ленська, 2015, С. 38), – це «важливий документ епохи, який допоможе зрозуміти та осягнути масштаби трагедій, які пережив український народ у ХХ столітті» (Кривчун, 2024, С. 568). За рівнем таланту цю письменницю «можна порівняти з класиками української літератури» (Кривчун, 2024, С. 19).

Колись несправедливо забута Олена Звичайна написала: «Коли думаю про те, що я помру, а книжки мої залишаться, то мені за них нема чого червоніти перед трибуналом власного сумління, бо вони правдиві, в них нема фальшу на замовлення» (Григоріїв, 1982, С. 7). Від часу написання цих слів минуло понад пів століття. Сьогодні дослідження її творчої спадщини набуває особливого значення, адже відкриває світові феноменальну письменницю-емігрантку, яка довгий час залишалася поза увагою академічної спільноти. Літературна

діяльність Олени Звичайної, створена в умовах вимушеної еміграції, становить значну наукову цінність завдяки своїй історичній достовірності та принциповій вірності правді.

Перший запит до штучного інтелекту щодо пошуку інформації про Олену Звичайну дав вкрай обмежені результати: система надала лише фрагментарні біографічні відомості, не запропонувавши жодного аналізу її творчості чи стильових особливостей. ШІ не зміг розкрити художню унікальність її текстів, провести міжтекстові паралелі з іншими авторами епохи чи проаналізувати жанрові та тематичні домінанти її доробку. Основна причина цього – відсутність релевантних даних у базах штучний інтелект, що підтверджує його залежність від уже існуючого інформаційного поля.

На відміну від малодосліджених авторів, творчість багатьох письменників, які вже стали частиною літературного канону, широко представлена у цифрових базах. У таких випадках дослідники можуть використовувати штучний інтелект як допоміжний інструмент: він здатний швидко знаходити тематичні та стильові паралелі, аналізувати особливості текстів, пропонувати інтерпретаційні підходи. Однак відсутність будь-якої інформації про Олену Звичайну у системах ШІ фактично позбавляє дослідника такої підтримки. Це означає, що вивчення її творчості має відбуватися без жодної автоматизованої аналітики – кожен висновок формується виключно на основі індивідуального прочитання та самостійного порівняння з іншими авторами.

Показовим у цьому контексті є аналіз взаємозв'язку між романом Валер'яна Підмогильного «Місто» та повістю Олени Звичайної «Ти». У статті «Рецептивна інтерпретація роману Валер'яна Підмогильного «Місто» у повісті Олени Звичайної "Ти"» вже було здійснено порівняння цих творів, що дозволило виявити спільні образи. Під час звернення до штучного інтелекту з метою продовження цього аналізу стало очевидним, що система має значний масив інформації про Валер'яна Підмогильного та його роман «Місто». ШІ зміг пояснити основні ідеї цього твору, його стильові особливості, а також місце в українському літературному процесі. Однак, коли питання стосувалося

творчості Олени Звичайної, штучний інтелект виявився повністю неозброєним. Він не лише не мав жодних ґрунтовних відомостей про письменницю, а й взагалі не містив інформації про повість «Ти». Це унеможливлювало будь-який автоматизований аналіз твору, змусивши дослідника фактично навчати систему з нуля. Для того, щоб штучний інтелект міг провести бодай мінімальні літературні паралелі, довелося надати не тільки основні біографічні дані про Олену Звичайну, а й детально описати сюжет повісті, пояснити її проблематику та навіть процитувати ключові фрагменти тексту.

У цьому випадку не йдеться про механічне запозичення ідей або плагіат. Навпаки, процес взаємодії зі штучним інтелектом демонструє, що дослідник виконує функцію першоджерела інформації, активно наповнюючи систему новими знаннями. Це дає змогу не лише забезпечити актуальність літературознавчих досліджень у цифровому середовищі, а й створити підґрунтя для подальшого аналізу творчості Олени Звичайної майбутнім дослідникам, які звертатимуться до штучного інтелекту у своїх наукових пошуках.

Окремої уваги заслуговує проведений порівняльний аналіз нарису «Миргородський ярмарок» Олени Звичайної та творчості Миколи Гоголя. У цьому творі авторка вдається до діалогу з класиком, вибудовуючи антитезу до його повісті «Сорочинський ярмарок». На відміну від Гоголя, який зобразив ярмарок як простір народного колориту, жвавості та гумору, Олена Звичайна представила його як місце трагедії, де голодні селяни вимушені продавати останні родинні реліквії задля виживання. Цей аналіз добре представлений у статті «Фольклорний образ плахти та її символічне значення у нарисі Олени Звичайної "Миргородський ярмарок"».

Звернення до штучного інтелекту з метою аналізу цієї паралелі продемонструвало схожу ситуацію, що й у випадку з Валер'яном Підмогильним. Система виявила ґрунтовну обізнаність щодо творчості Гоголя: її алгоритми без труднощів розпізнавали стильові особливості його письма, характеризували жанрові та тематичні домінанти, пояснювали художні засоби. Однак провести міжтекстові зв'язки між «Миргородським ярмарком» Олени Звичайної та

«Сорочинським ярмарком» Гоголя штучний інтелект не зміг. Як і у випадку з Підмогильним, довелося окремо розповідати про нарис Олени Звичайної, пояснювати його ідейну спрямованість нарису, його сюжетну канву та авторський задум.

Цей процес не обмежувався лише подачею інформації про сам твір – важливим аспектом стала також передача відомостей про вже існуючі наукові дослідження «Миргородського ярмарку». Штучному інтелекту було названо авторів праць, присвячених аналізу цього тексту, а також окреслено основні підходи до його інтерпретації. Це ще раз підтвердило той факт, що ШІ не просто опрацьовує нові тексти, а й поступово формує певний інформаційний простір, до якого вносяться імена дослідників, їхні концепції та публікації. Таким чином, навчання штучного інтелекту стає не лише способом отримання нових знань, а й засобом поширення наукового дискурсу, залучення до нього нових імен та текстів.

Одним із ключових етапів популяризації творчості Олени Звичайної стало представлення доповіді на конференції «Охорона культурної спадщини як невід’ємний елемент сталого розвитку території». Тема виступу – «Голодомор як фактор збереження національної пам’яті у творчості Олени Звичайної: «Миргородський ярмарок» – літопис трагедії» – зосереджувалася на літературному осмисленні історичних подій та ролі територіальних громад у збереженні пам’яті про них. У доповіді підкреслювалося, що «Миргородський ярмарок» є не просто художнім текстом, а своєрідним історичним свідченням, закоріненим у конкретний географічний простір – Миргород. Олена Звичайна не лише передала жахливі реалії Голодомору, а й акцентує увагу на важливості місця дії: через конкретизацію простору підсилюється документальна складова оповіді, що особливо важливо для процесу відновлення національної ідентичності.

Окремо наголошувалося на тому, що література здатна слугувати потужним механізмом збереження історичної правди. Саме територіальні громади мають брати на себе відповідальність за її збереження та популяризацію, передаючи знання про минуле наступним поколінням. У цьому контексті твір

«Миргородський ярмарок» постає як цінне джерело пам'яті, значення якого виходить далеко за межі суто літературного аналізу.

Коли ж було поставлено запитання штучному інтелекту щодо цього твору та його можливого збереження в архівах Миргорода, система не змогла надати жодної необхідної інформації. ШІ не мав відомостей ані про існування цього тексту, ані про його зв'язок із Миргородом, ані про можливу присутність у місцевих бібліотеках чи архівах. У процесі підготовки доповіді йому було надано відповідні дані: зокрема, зазначено про наявність «Миргородського ярмарку» у бібліотечних фондах міста. Попри фрагментарність цієї інформації, штучний інтелект уже «почув», що в Миргороді існують певні літературні та архівні матеріали, пов'язані з творчістю Олени Звичайної.

Крім того, конференція стала майданчиком для створення рекомендацій місцевим громадам щодо активного залучення до процесів збереження й поширення історичної пам'яті через літературні тексти. Штучний інтелект зафіксував ці ідеї, що свідчить про можливість його використання не лише як інструменту для отримання інформації, а й як механізму акумуляції й трансляції наукових концептів та стратегій розвитку культурної спадщини.

Таким чином, мета роботи зі штучним інтелектом полягала не лише в ознайомленні його з творчістю Олени Звичайної, а й у висвітленні ролі місцевих громад у збереженні культурної пам'яті.

Однією з важливих наукових подій, що сприяли розширенню знань про Олену Звичайну, стала конференція, присвячена 120-річчю від дня народження Уласа Самчука, яка проходила під назвою «Маєстат на краю часу: простір слова Уласа Самчука». У межах цієї події була представлена доповідь «Літописці вигнання: Олена Звичайна та Улас Самчук про Голодомор крізь заборони та замовчування», у якій акцентувалася увага на еміграційній літературі та її ролі у висвітленні трагедії Голодомору. Окреме місце посів аналіз творів Олени Звичайної та Уласа Самчука, які, попри відмінність творчих методів, стали літописцями національної трагедії. Наголошувалося, що їхні тексти не лише

фіксують реальні події, а й увиразнюють історичну пам'ять, яка десятиліттями замовчувалася.

При зверненні до штучного інтелекту з метою порівняльного аналізу виявилось, що система добре орієнтується в творчості Уласа Самчука, однак майже не має відомостей про Олену Звичайну. Зокрема, штучний інтелект не міг провести міжтекстові паралелі між цими двома письменниками через обмеженість даних про її творчість. Проте в процесі роботи над доповіддю, коли йому було надано додаткову інформацію – ключові сюжети, домінантні мотиви, особливості стилю, – система змогла глибше зрозуміти масштаб осмислення теми Голодомору в її творах. ШІ не лише отримав знання про конкретні художні тексти, а й почав сприймати Олену Звичайну як авторку, котра документує історичну правду. У цьому процесі ШІ фактично «навчався» української історії через літературу – ідентифікуючи Олену Звичайну як носія пам'яті про події Голодомору.

Цей досвід ще раз доводить, що на початковому етапі штучний інтелект не мав змоги надати нову інформацію, однак у процесі взаємодії «поглинув» значний пласт історичних та літературних відомостей. І що важливо – ці знання охоплювали не лише вузько літературознавчі аспекти, а й ширший історико-культурний контекст. Через дослідження творчості Олени Звичайної ШІ почав формувати глибше розуміння Голодомору як національної трагедії та ролі еміграційної літератури у збереженні пам'яті про неї.

Слід усвідомлювати, що взаємодія зі штучним інтелектом не є разовим актом – це процес, який має довготривалий і накопичувальний характер. ШІ постійно розвивається, удосконалює свої аналітичні можливості та розширює інформаційні горизонти. Саме тому роль дослідника виходить далеко за межі академічного аналізу. Завдання науковця не обмежується написанням дисертації чи підготовкою монографії – воно включає активну популяризацію творчості письменника, якого він досліджує. У випадку Олени Звичайної йдеться не лише про повернення її імені в науковий обіг, а й про широку інтеграцію її спадщини в культурне поле. Це потребує активної роботи в інформаційному просторі:

публікацій наукових статей, участі в конференціях, створення цифрових архівів, написання популярних оглядових матеріалів, залучення ШІ до аналізу її творів. Такий підхід дозволить зробити творчість Олени Звичайної доступною не лише для вузького кола літературознавців, а й для широкої читацької аудиторії. Робота дослідника у цьому контексті охоплює не лише ретельне прочитання текстів, а й активну трансляцію здобутих знань у суспільство. Це шлях до того, щоб ім'я Олени Звичайної перестало бути забутим, а її твори стали частиною живого культурного діалогу. Інтеграція інформації про письменницю в сучасні цифрові системи не лише збереже її спадщину, а й відкриє нові можливості для осмислення її творчості майбутніми поколіннями.

Дослідження показало, що взаємодія штучного інтелекту з малодослідженою літературою є складним і багатовимірним процесом. На початковому етапі система не змогла надати ґрунтовної інформації про творчість Олени Звичайної, оскільки її ім'я та твори залишаються маловідомими у загальнодоступних цифрових ресурсах. Водночас штучний інтелект виявив обізнаність щодо письменників, які вже закріплені в науковому дискурсі та інтегровані в електронні бази даних. Аналіз звернень до ШІ засвідчив: система легко оперує фактами про творчість Валер'яна Підмогильного, може запропонувати аналіз його роману «Місто», однак не здатна провести порівняння з повістю Олени Звичайної «Ти». Аналогічна ситуація виникла при спробі співвіднести нарис «Миргородський ярмарок» із творчістю Миколи Гоголя: ШІ добре орієнтувався в художніх особливостях «Сорочинського ярмарку», проте не зміг вибудувати антитезу між двома творами через відсутність знань про Олену Звичайну. Це свідчить про те, що на цьому етапі ШІ залишається лише споживачем уже наявної інформації, а не самостійним аналітичним інструментом у сфері малодослідженої літератури.

Водночас проведені експерименти довели: штучний інтелект здатен навчатися. У процесі роботи він почав «запам'ятовувати» ключові сюжети, домінантні теми та стильові ознаки творів Олени Звичайної. Це стало можливим завдяки дослідницькій діяльності, яка полягала не лише у вивченні творчості

письменниці, а й у її популяризації. Інформація, отримана ШІ під час аналізу, дозволила глибше зрозуміти літературний контекст, зокрема проблему Голодомору в еміграційній прозі.

Особливу увагу було приділено питанню збереження культурної пам'яті територіальними громадами. Спершу ШІ не мав інформації про наявність творів Олени Звичайної у бібліотеках Миргорода чи інших архівах, проте у процесі наповнення отримав ці дані. Це ще раз підтвердило: дослідник відіграє ключову роль у наповненні цифрового простору новими знаннями про маловідомих авторів.

Показовим став і аналіз творчості Уласа Самчука та Олени Звичайної. Якщо про Самчука ШІ одразу надавав розгорнуту інформацію, то Олена Звичайна залишалася для нього «білою плямою». Проте після ознайомлення системи з деталями її творчості, сюжетами й історичним контекстом, вона змогла не лише розширити свої знання, а й сформулювати історичні паралелі.

Отже, робота довела: штучний інтелект може бути помічником у літературознавстві, однак він не замінює дослідника, а, навпаки, залежить від нього. Саме завдяки ініціативі науковців ШІ отримує доступ до нової інформації, яка в майбутньому може стати основою для більш глибоких аналітичних процесів. Завдання дослідника полягає не лише у вивченні літератури, а й у її популяризації – зокрема через цифрові інструменти. Взаємодія штучного інтелекту з малодослідженою літературою – це не одноразова дія, а довготривалий процес формування знань. Лише завдяки систематичним дослідженням та активній участі наукової спільноти можна забезпечити збереження й поширення культурної спадщини, зокрема творчості Олени Звичайної та інших забутих імен.

Висновки. Отже, використання штучного інтелекту у вивченні маловідомої літератури не може розглядатися як автоматичне копіювання чи заміна наукової роботи. Навпаки: у цьому процесі саме дослідник виступає джерелом знань, аналітиком і популяризатором, тоді як штучний інтелект – лише учень, який поступово засвоює нову інформацію. Такий підхід принципово змінює традиційні уявлення про застосування цифрових технологій у гуманітарній

науці. Якщо у випадку з класичними авторами ШІ здатен оперувати великим обсягом даних, то в ситуації з маловідомими авторами він виявляється майже «чистим аркушем», що наповнюється завдяки роботі науковця.

Інтеграція штучного інтелекту в літературознавчі студії не суперечить засадам академічної доброчесності – навпаки, вона розширює можливості дослідника, створюючи передумови для нового рівня осмислення й популяризації літературної спадщини.

Список літератури

1. Григоріїв Ю. Повість про дівочу долю в країні, де не шануються людські права. Звичайна О. Ти: Повість із життя українців у золотoverхому Києві в 1927–29 рр. Мюнхен, 1982. С. 7–13.
2. Кривчун В. Вигнанка слова: письменниця еміграційної літератури радянської доби Олена Звичайна. *The 5th International scientific and practical conference “Scientific research: modern challenges and future prospects”*. (December 16-18, 2024). MDPC Publishing, Munich, Germany. 2024. P. 568–571.
3. Кривчун В. Фольклорний образ плахти та її символічне значення у нарисі Олени Звичайної «Миргородський ярмарок». *Академічні студії. Серія «Гуманітарні науки»*. 2024. Вип. 1. С. 18–25.
4. Кривчун В. Функції пейзажу у нарисі «Миргородський ярмарок» Олени Звичайної. *Закордонне українство: від дослідження історії до прогнозу розвитку: матеріали міжнародної науково-практичної конференції* (Київ, 26 квітня 2023 р.). Київ: ТОВ «Геопринт», 2024. С. 77–80.
5. Ленська С. Антитоталітарний дискурс у малій прозі Олени Звичайної. *Вісник Маріупольського державного університету. Серія: Філологія*. 2015. Вип. 13. С. 37–45.

CHAPTER X. APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SCIENTIFIC RESEARCH IN THE FIELD OF HEAT POWER ENGINEERING

DOI

Ostapenko Olha¹[0000-0001-9682-9419]

¹ Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, Ukraine

ostapenko@vntu.edu.ua

Abstract. The study assessed the possibilities of applying artificial intelligence technologies in scientific research in the field of heat and power engineering. The possibilities of applying artificial intelligence for modeling, optimization and forecasting of heat and power systems, including those with non-traditional and renewable energy sources, were assessed. The possibilities of applying artificial intelligence for modeling thermodynamic processes and cycles, as well as heat and mass transfer processes were assessed. The possibilities of applying artificial intelligence in energy audit and energy modernization were shown. Practical examples of applying artificial intelligence in heat and power research were given. The advantages, disadvantages and risks associated with the use of artificial intelligence technologies in heat and power systems were assessed. Strategies for minimizing the risks associated with the use of artificial intelligence technologies in research, optimization and effective safe operation of heat and power systems were proposed.

Keywords: artificial intelligence, scientific research, heat power engineering, modeling, optimization

Introduction. Artificial intelligence is actively transforming the thermal power industry, introducing innovative solutions to optimize and increase the efficiency of energy systems. Artificial intelligence in thermal power research can be used for modeling and forecasting, for example, developing accurate digital twins of thermal power plants, predicting load and energy consumption, and modeling complex thermodynamic processes (Chekifi et al., 2024; Devasenan et al., 2024; Khalid et al.,

2021; Olabi et al., 2023; Safari et al., 2024; Ukoba et al., 2024; Zhu and Wenqian, 2019).

Artificial intelligence can be applied in tasks of optimizing the operation of energy systems, for example, for adaptive control of thermal power plants, balancing generation and consumption in heat networks and minimizing energy losses in heat supply systems (Chekifi et al., 2024; Devasenan et al., 2024; Olabi et al., 2023; Safari et al., 2024; Ukoba et al., 2024; Zhu and Wenqian, 2019).

The use of artificial intelligence is possible for predictive diagnostics of equipment, detection of anomalies in the operation of energy equipment, forecasting failures and planning maintenance, optimizing the service life of thermal power plants (Khalid et al., 2021).

It is important to use artificial intelligence in solving tasks of increasing energy efficiency, for intelligent control of heating and air conditioning systems, optimizing energy consumption of industrial facilities, developing energy-efficient buildings with intelligent systems.

The contribution of artificial intelligence to the integration of renewable energy sources for forecasting solar and wind energy generation, optimal combination of traditional and renewable sources and management of hybrid heat supply systems can be significant.

Literature Analysis and Problem Statement. Modeling is one of the most important areas of application of artificial intelligence in heat and power engineering (Devasenan et al., 2024; Olabi et al., 2023; Safari et al., 2024; Ukoba et al., 2024; Zhu and Wenqian, 2019). These technologies allow to create high-precision models of complex thermodynamic processes and energy systems. Let's consider the main methods of artificial intelligence for modeling in heat and power engineering.

Neural networks in heat and power engineering research are used to model nonlinear thermodynamic processes; predict the operating parameters of boilers, turbines and heat exchangers; create surrogate models that replace complex CFD (Computational Fluid Dynamics) calculations.

Genetic algorithms and evolutionary calculations are used to optimize the geometry of heat exchangers, select optimal operating modes of heat and power plants, and minimize fuel consumption under given operating conditions.

Machine learning with reinforcement is used for optimal control of fuel combustion parameters, adaptive regulation of thermal regimes and training of autonomous control systems of power units.

With the help of artificial intelligence, digital twins of thermal power facilities are created, fully functional virtual models of power units of thermal power plants and combined heat and power plants are created, real-time modeling of all plant processes is performed, personnel training and testing of new regimes without risk for real equipment is performed. Combustion and heat transfer modeling is performed, which includes optimization of combustion processes of various types of fuel, modeling of turbulent flows in combustion chambers, calculation of heat transfer in complex geometric systems.

In the tasks of modeling heat networks, heat loss prediction in pipelines, optimization of hydraulic modes of heat networks, modeling of emergency situations and development of measures to prevent them are performed. In integrated energy systems, modeling of the interaction of electrical and heat networks, optimization of cogeneration plants, balancing of supply and demand in intelligent heat supply systems are performed (Chekifi et al., 2024; Devasenan et al., 2024; Olabi et al., 2023; Safari et al., 2024; Ukoba et al., 2024; Zhu and Wenqian, 2019).

The advantages of using artificial intelligence in modeling are a significant reduction in calculation time compared to traditional methods, the ability to take into account a large number of parameters and their mutual influence, the detection of non-obvious dependencies that are difficult to formalize analytically; adaptation of models to changes in operating conditions in real time.

The aim of our research is to assess the possibilities of applying artificial intelligence technologies in scientific research in the field of heat power engineering.

Research Results. The integration of renewable energy sources into thermal power generation is being carried out using artificial intelligence. Artificial intelligence plays a key role in solving the problems of integrating renewable energy sources (RES) into thermal power systems. Let's consider the main directions and technologies.

To predict the generation of RES, short-term forecasts are performed, for which AI models analyze meteorological data to predict the production of solar and wind energy for hours/days ahead with an accuracy of 90-95%; for long-term forecasts, neural networks are used that take into account seasonal patterns and help plan the energy balance for weeks/months; local microforecasts are performed, for which specialized algorithms are used for individual installations that take into account microclimatic features.

Using artificial intelligence technologies, energy systems are balanced with renewable energy sources. Intelligent control systems use machine learning algorithms to optimally distribute the load between traditional and renewable sources.

Virtual power plants that simulate the integration of distributed energy sources (solar panels, heat pumps, biomass plants) into a single controlled system. Predictive demand management is performed, where energy consumption is shifted to periods of maximum renewable energy generation.

In hybrid heat and power systems using artificial intelligence, the operation of heat pumps is optimized, for which AI regulates operating modes depending on the availability of "green" electricity; solar thermal collectors are also integrated, for which algorithms predict heat input and optimize heat accumulation; biomass plants with intelligent control are being developed, for which biofuel combustion processes are optimized depending on the quality of raw materials and heat needs.

For energy storage systems, thermal accumulator operation optimization is performed, in which artificial intelligence determines the optimal charge/discharge modes according to generation and consumption forecasts. Also for energy storage systems, distributed storage system management is performed, in which the coordination of a network of small thermal accumulators at different consumers is ensured. Also, seasonal heat storage modeling is performed, in which underground heat storages are forecasted and controlled.

In intelligent heat supply networks, adaptive temperature control is performed, which ensures optimization of temperature schedules depending on the forecast of renewable energy sources. In decentralized decision-making systems, local controllers

with AI are used, which interact with each other to optimize the entire system. In the tasks of detecting and minimizing losses, monitoring of the state of heat supply networks with renewable sources is provided.

Practical examples of the use of artificial intelligence in the heat and power industry are:

- Smart Thermal Grids, in particular, such systems are used in Denmark, Finland, where wind energy is integrated for heat production;
- Solar thermal systems with seasonal storage. Such projects have been implemented in Germany and Austria with AI control;
- Biogas plants with predictive control, in which biogas production is optimized according to heat and electricity needs.

Modeling thermodynamic processes in thermal power plants using artificial intelligence opens up new opportunities for optimizing equipment operation and increasing its efficiency. Let's consider the main aspects of this direction.

In studies of fuel combustion processes, artificial intelligence is used to model the kinetics of chemical reactions in boiler furnaces, optimize air supply for complete combustion, predict the composition of flue gases and the formation of pollutants.

Artificial intelligence in heat transfer process research is used to model convective heat transfer in heat exchangers, calculate radiant heat transfer in high-temperature zones, and optimize the geometry of heat transfer surfaces.

In thermodynamic cycle research, artificial intelligence is used to analyze Rankine cycles in steam turbines, optimize Brayton cycles in gas turbine plants, and simulate combined cycles to increase efficiency.

In hydrodynamic process modeling, artificial intelligence technologies are used to model coolant flows in pipelines, analyze the distribution of velocities and pressures in flow parts, and identify areas with uneven distribution of parameters.

The following artificial intelligence technologies are used to model thermodynamic processes: deep neural networks (creation of CFD (Computational Fluid Dynamics) surrogate models, prediction of temperature fields in complex geometric systems, modeling of non-stationary processes in real time); recurrent neural

networks and LSTM (Long short-term memory) (analysis of time sequences of thermodynamic parameters, prediction of the dynamics of temperature and pressure changes, detection of anomalies in equipment operation); convolutional neural networks (processing of thermograms and flow visualizations, analysis of spatial structures of flames and thermal fields, detection of features in thermal images); Bayesian optimization (selection of optimal parameters of thermodynamic processes, minimization of entropy losses in systems, maximization of the efficiency of thermodynamic cycles).

Examples of practical applications of artificial intelligence technologies in steam boiler research include solving problems of optimizing combustion modes of various fuels, predicting thermal stresses in boiler elements, minimizing emissions of NO_x, SO_x and other pollutants. In steam and gas turbine research, artificial intelligence capabilities can be used to model pressure distribution across turbine stages, optimize the flow part of the turbine, and predict efficiency under variable loads. In research and design and optimization of heat exchangers, artificial intelligence is used to identify areas with low heat transfer intensity, optimize coolant velocities, and predict contamination of heat exchange surfaces. In cooling system research, artificial intelligence technologies are used to optimize cooling towers and other heat removal systems, simulate condensation and evaporation processes, and predict cooling efficiency under different weather conditions.

In modeling thermodynamic processes, the use of artificial intelligence technologies has a number of advantages. These include: calculation speed (which consists in reducing the modeling time from days to minutes; detection of non-obvious dependencies (which allows for finding optimal modes that are difficult to detect analytically); adaptability (models can be adjusted to specific operating conditions); multiparametric optimization (simultaneous consideration of efficiency, environmental friendliness and cost-effectiveness is ensured).

Examples of successful application of artificial intelligence in scientific research in the field of thermal power engineering are optimization of gas turbine combustion chambers with an increase in efficiency by 2-3%, reduction of NO_x emissions in TPP

boilers by 15-20% without reducing power, increase in heat exchanger efficiency by 10-15% due to optimization of operating modes, reduction of thermal stresses in steam generator elements by 25-30%.

Optimization of energy supply systems with heat pumps is carried out using artificial intelligence. The use of artificial intelligence to optimize energy supply systems with heat pumps allows to significantly increase their efficiency, economy and environmental friendliness. Let's consider the key aspects of this direction.

Intelligent control of the operation of heat pumps is carried out. In particular, predictive control based on forecasts is carried out (machine learning models are used to predict weather conditions and heat load, optimization of operating modes is carried out with anticipation to maximize COP (energy conversion coefficient), adaptive regulation of the coolant temperature is carried out depending on the forecast of needs). Optimization of the operating cycle is carried out, for this purpose neural network models are used to determine the optimal compressor frequency, machine learning with reinforcement for controlling defrosting processes, intelligent control of the speed of circulation pumps.

Using artificial intelligence technologies, integration with thermal accumulators is ensured, for this purpose algorithms for optimal charge/discharge of thermal accumulators are used, excess renewable energy is used for heat storage, and strategies for using stored heat are optimized.

In thermal energy research, artificial intelligence is used to increase the energy efficiency of complex systems. In particular, hybrid systems are optimized, where intelligent load distribution between a heat pump and additional heat sources (boilers, solar collectors) is carried out, decision-making models are used for switching between energy sources, and the operation of heat pump cascades is optimized. Energy management of buildings is ensured through comprehensive modeling of the building's heat balance taking into account heat pumps, predictive temperature control taking into account the thermal inertia of the building, and coordination of the operation of heating, ventilation, and air conditioning systems. Integration with smart grids is carried out through algorithms for heat pumps to participate in balancing electricity grids (Demand

Response), optimize operation taking into account variable electricity tariffs, and coordinate with other flexible loads in microgrids.

In the optimization of energy supply systems with heat pumps, modeling and optimization of thermodynamic processes using artificial intelligence technologies is performed. Optimization of the thermodynamic cycle is performed by modeling heat pump cycles for different temperature regimes, optimization of refrigerant parameters depending on the operating mode, increasing the efficiency of heat exchange processes in the evaporator and condenser. Simulation of low-potential heat sources is performed: in particular, prediction of soil temperature dynamics for geothermal heat pumps is provided, optimization of heat extraction from air, water or soil is provided; prevention of soil freezing during intensive heat extraction is provided. Optimization of heat distribution is provided by modeling low-temperature heating systems, optimization of hydraulic regimes of heat distribution systems, analysis and minimization of heat losses in the system are performed.

There are practical results of using artificial intelligence in optimizing energy supply systems with heat pumps. This includes ensuring energy efficiency, which consists in increasing the seasonal coefficient of performance (SCOP) by 15-30%; cost-effectiveness, which is manifested in reducing operating costs by 20-40%; ensuring comfort by improving the accuracy of maintaining temperature regimes by 30-50%; ensuring effective integration of renewable energy by increasing the share of renewable energy use by 25-60%; ensuring durability by increasing the service life of equipment by 15-25% due to optimization of operating modes.

Examples of successful implementations of artificial intelligence technologies include efficient smart homes with heat pumps that adapt their operation to the habits of residents and weather forecasts; industrial systems with cascades of heat pumps for heat recovery and its efficient use; district heating systems with large heat pumps that use renewable energy sources; agricultural complexes with integrated heat pump systems to create a microclimate.

Despite significant advantages, the introduction of artificial intelligence technologies into heat and power systems is accompanied by certain risks and challenges. Let's consider the main ones.

These are, in particular, technological risks of using artificial intelligence in thermal energy systems. To ensure the reliability of algorithms and forecasts, errors in load forecasting should be avoided, which can lead to insufficient heat supply. Incorrect solutions of optimization algorithms can reduce the efficiency of the system. "Black box" risks confirm the complexity of interpreting neural network solutions. This also includes cybersecurity risks due to the vulnerability of intelligent control systems to cyberattacks, the risks of unauthorized access to the management of energy facilities and the possibility of manipulating input data for artificial intelligence systems (data poisoning). Also significant is the dependence on data quality: there are risks of making decisions based on incomplete or inaccurate data, problems with sensors and measurement systems, risks due to the sensitivity of models to changes in operating conditions.

Operational risks associated with the use of artificial intelligence are also significant. When integrating with existing systems, one should take into account the complexity of harmonizing new solutions based on artificial intelligence with traditional control systems, assess risks during the transition period of implementation and take into account the need to modernize the infrastructure for the full functioning of artificial intelligence. The human factor should be taken into account, namely: a decrease in the level of understanding of processes by personnel due to automation, the risk of excessive trust in automated systems and dependence on a limited number of specialists capable of servicing systems based on artificial intelligence. Operational risks include risks associated with the reliability and stability of systems, namely: risks of failure of systems with artificial intelligence in critical situations, the complexity of diagnosing errors in intelligent systems and the potential instability of artificial intelligence during atypical operating modes.

Separately, it is necessary to assess the economic risks of using artificial intelligence for modeling, research and optimization of thermal energy systems. These are high initial investments due to significant costs for the development and

implementation of artificial intelligence systems, a long payback period for investments and risks of technological obsolescence before full payback. There are also risks associated with operating costs, namely: costs for maintaining the technological infrastructure of artificial intelligence, the need for regular updating of models and algorithms, costs for training and retraining of personnel.

Taking into account the abovementioned, it is necessary to evaluate strategies for minimizing risks from the use of artificial intelligence in research and operation of thermal power facilities and energy systems. As technical measures in this regard, the implementation of systems with a gradual transition from "man in the loop" to full automation, the creation of backup traditional control systems and regular testing and validation of artificial intelligence models should be considered. Organizational measures should be taken, in particular, to ensure the creation of interdisciplinary teams for the development and implementation of solutions, to develop a comprehensive personnel training program, to ensure the development of standards and procedures for the use of artificial intelligence in thermal power. Important regulatory measures to minimize risks from artificial intelligence in thermal power and energy facilities and systems are the creation of a regulatory framework for the use of artificial intelligence in critical infrastructure, the introduction of certification procedures and verification of artificial intelligence systems; the development of industry security standards for intelligent systems.

Understanding and proactively managing these risks is a prerequisite for successfully integrating artificial intelligence technologies into the thermal energy industry and obtaining the maximum benefit from these innovations.

Conclusions. The study assesses the possibilities of applying artificial intelligence technologies in scientific research in the field of thermal energy. The possibilities of applying artificial intelligence for modeling, optimization and forecasting the operating modes of thermal energy systems, including those with non-traditional and renewable energy sources and storage systems, are assessed. The possibilities of applying artificial intelligence for modeling thermodynamic processes and cycles, as well as heat and mass transfer processes and fuel combustion are

assessed. The possibilities of applying artificial intelligence in energy audit and energy modernization are illustrated. Practical examples of applying artificial intelligence in thermal energy research and optimization are given. The advantages, disadvantages and risks associated with the use of artificial intelligence technologies in thermal energy systems are assessed. Strategies for minimizing the risks associated with the use of artificial intelligence technologies in research, optimization and effective safe operation of thermal energy systems are proposed.

References

1. Chekifi, Tawfiq & Boukraa, Moustafa & Benmoussa, Amine. (2024). Artificial Intelligence for Thermal Energy Storage Enhancement: A Comprehensive Review. *Journal of Energy Resources Technology*. 146. 1-29. 10.1115/1.4065197.
2. Devasenan, Madhesh & Madhavan, Saritha. (2024). Thermal intelligence: exploring AI's role in optimizing thermal systems – a review. *Interactions*. 245. 10.1007/s10751-024-02122-6.
3. Khalid, S., Hwang, H., & Kim, H. S. (2021). Real-World Data-Driven Machine-Learning-Based Optimal Sensor Selection Approach for Equipment Fault Detection in a Thermal Power Plant. *Mathematics*, 9(21), 2814. <https://doi.org/10.3390/math9212814>
4. Olabi, A. G., Abdelghafar, A. A., Maghrabie, H. M., Sayed, E. T., Rezk, H., Radi, M. A., Obaideen, K., & Abdelkareem, M. A. (2023). Application of artificial intelligence for prediction, optimization, and control of thermal energy storage systems. *Thermal Science and Engineering Progress*, 39, Article 101730. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2023.101730>
5. Safari, A., Daneshvar, M., & Anvari-Moghaddam, A. (2024). Energy Intelligence: A Systematic Review of Artificial Intelligence for Energy Management. *Applied Sciences*, 14(23), 11112. <https://doi.org/10.3390/app142311112>
6. Ukoba, K., Olatunji, K. O., Adeoye, E., Jen, T.-C., & Madyira, D. M. (2024). Optimizing renewable energy systems through artificial intelligence: Review and future prospects. *Energy & Environment*, 35(7), 3833-3879. <https://doi.org/10.1177/0958305X241256293> (Original work published 2024)
7. Zhu, Wenqian. (2019). Intelligent Construction and Management of Thermal Power Plant Based on Internet + Mode. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 252. 032068. 10.1088/1755-1315/252/3/032068.

РОЗДІЛ XI. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ПРИ НАПИСАННІ НАУКОВИХ РОБІТ: ЧИ ЧЕСНО ЦЕ?

DOI

Політова Анна ¹[0000-0002-7351-7110]

¹ Маріупольський державний університет, Київ, Україна

politova1954@gmail.com

Анотація. Автором порушено питання щодо використання штучного інтелекту у науці. Проаналізовано існуючі підходи щодо використання штучного інтелекту у науковій діяльності. Проаналізовано положення проєкт Закону про академічну доброчесність та відзначено, що мова йде лише про текст, сформований (згенерований) за запитом особи комп'ютерною програмою в автоматичному режимі. Звернута увага на тлумачення поняття «штучний інтелект» у працях вчених. Визначено поняття академічної доброчесності та перелічено, які є порушення та передбачена відповідальність, а також зазначено види об'єктів авторського права. Зроблено висновки, що авторського права роботи, написані з використанням штучного інтелекту не мають та є порушенням академічної доброчесності.

Ключові слова: штучний інтелект, академічна доброчесність, авторське право, наукова робота, право інтелектуальної власності.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SCIENTIFIC WRITING: IS IT FAIR?

Politova Anna ¹[0000-0002-7351-7110]

Summary. The author raises the issue of the use of artificial intelligence in science. The existing approaches to the use of artificial intelligence in scientific activities have been analysed. The provisions of the draft Law on Academic Integrity have been examined; it has been noted that this refers only to the text formed (generated) at the request of a person by a computer program in an automatic mode. Attention has been drawn to the interpretation of the concept of 'artificial intelligence' in the works of researchers. The author defines The concept of academic integrity has been defined, the violations and responsibility (as well as the types of copyright objects) have been listed.

It has been concluded that works written with the use of artificial intelligence do not have copyright and are violating academic integrity.

Keywords: artificial intelligence, academic integrity, copyright, scientific work, intellectual property rights.

Вступ. Сьогодні питання дотримання академічної доброчесності має доволі неприємний присмак в освітньому середовищі. Гучні скандали навколо дисертаційних досліджень з академічним плагіатом не є новими. Так, зокрема, Національне агентство із забезпечення якості вищої освіти у 2024 році зафіксувало факти академічного плагіату в 11 дисертаціях. Зокрема, рішення ухвалено щодо дисертацій: П. Євдокимова, С. Шкарлета, В. Онищенко, Є. Баженкова, М. Колядинського, М. Кротевича, І. Гевка, О. Міщенко, А. Пінчук, О. Сакун та В. Маргасової [1]. Проте, активне використання науково-педагогічними та науковими працівниками, здобувачами вищої освіти доступних ресурсів на основі штучного інтелекту, порушує задекларована в документах про академічну доброчесність усіх без винятку закладів освіти самостійність виконання завдань, кваліфікаційних чи наукових робіт тощо [2, с. 32]. Це вказує на актуальність порушеного нами питання.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Дослідження штучного інтелекту в науковій діяльності набуває актуальності та створює численні дискусії. Так, наприклад, лише у 2023 р. цій проблематиці присвятили наукові публікації деякі вчені. Зокрема, Л. Д. Водянка та А. М. Бечко відзначають, що розвиток цифрових технологій надає нові можливості для створення та обміну інформацією, але водночас ставить виклики для захисту прав на інтелектуальну власність. Важливо вживати заходів для захисту своїх прав, а також бути обачним та пильним, щоб уникнути можливих порушень прав на інтелектуальну власність в чаті GPT [3, с. 557]. М. О. Гром зауважує, що ChatGPT пропонує також доволі спірні функції, зокрема написання текстів, що безумовно буде вважатись плагіатом та порушенням академічної доброчесності. Основна мета наукової діяльності – це пошук вирішення проблем та дискусія. Наразі штучний інтелект користується лише

вихідними даними, без можливості створити щось абсолютно нове, чого вже не було винайдено до сьогодні. Використання ChatGPT для написання текстів фактично знецінює цю мету, оскільки такий текст не пропонує жодної наукової новизни у своїх роботах [4, с. 40]. Натомість М. В. Дубняк вважає, що через призму етичного дискурсу проблеми використання результатів робіт, створених з використанням технологій штучного інтелекту, ідентифікуються швидше. Формулювання етичних проблем є каталізатором міждисциплінарних дискусій для пошуку моделей правомірного використання моделей штучного інтелекту в різних сферах. Через відсутність юридичної сили етичних норм та рекомендацій, вони виступають як передумова для формування відповідних правових моделей. Моделі правової охорони результатів генерування, модифікацій та видозміни робіт створених з використанням штучного інтелекту вимагають системного перегляду інформаційного законодавства та норм у сфері авторського права [5, с. 67-68]. Також деякі автори зауважують, що загальне посилення на ChatGPT – це фактично те саме, що посилення на весь Інтернет [6, с. 25].

Отже, проведений нами аналіз окремих публікацій вказує, що основна проблема, яка піднімається науковцями при дослідженні питань використання штучного інтелекту для написання наукових робіт – це дотримання академічної доброчесності та авторського права. Враховуючи цей аспект, метою нашого дослідження є формулювання відповіді на таке питання: чи буде використання штучного інтелекту порушенням авторського права або це порушенням академічної доброчесності?

Результати дослідження. У Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) № 300/2008, (EU) № 167/2013, (EU) № 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) зазначено, що штучний інтелект – це сімейство технологій, що швидко розвивається, сприяє отриманню широкого спектру економічних, екологічних і суспільних переваг у всьому спектрі галузей і соціальної діяльності. Шляхом покращення прогнозів,

оптимізації операцій і розподілу ресурсів, а також персоналізації цифрових рішень, доступних для окремих осіб і організацій, використання штучного інтелекту може забезпечити ключові конкурентні переваги підприємствам і підтримувати соціально та екологічно вигідні результати, наприклад, у сфері охорони здоров'я, сільського господарства, безпеки харчових продуктів, *освіти та навчання*, ЗМІ, спорту, культури, управління інфраструктурою, енергетики, транспорту та логістики, державних послуг, безпеки, правосуддя, ресурсо- та енергоефективності, екологічного моніторингу, збереження та відновлення біорізноманіття та екосистем, а також пом'якшення змін клімату та адаптація до них (вид. – А.С.П.) [7].

Також як відзначають автори монографії «Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні», Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні передбачає розвиток *основних напрямів штучного інтелекту як самостійних наукових напрямів*: нечіткі множини та нечітка логіка, штучні нейронні мережі, гібридні нейронечіткі та нечітко нейронні мережі, біоінспіровані метаевристичні алгоритми оптимізації (еволюційні та мультиагентні алгоритми, алгоритми, що імітують фізичні та інші процеси), біоінформатика, машинне навчання і под. Передбачено впровадження методів і технологій ШІ в інших сферах науки та освіти – зокрема, для оптимізації навчального процесу та профілювання учнів за здібностями – а також розвиток міждисциплінарних досліджень на перетині штучного інтелекту та інших галузей науки (вид. – А.С.П.) [8, с. 72].

Отже, такі підходи вказують про перспективи доволі широкого використання штучного інтелекту у науковій діяльності та у сфері освіти. Проте, як зауважує П. Б. Антоненко, у великій мірі передумовою значного поширення академічного плагіату є недостатнє розуміння авторами наукових робіт основних засад авторського права. Наприклад, помилкова думка, що все що потрапило в Інтернет, вже не охороняється авторським правом; а також переконання, що під правову охорону підпадає тільки первинна форма, в якій виражено твір, а плагіатом є лише дослівне використання чужого твору. Такі автори вважають, що якщо до нього будуть внесені які-небудь зміни, буде перекладено з іншої мови та опубліковано під

своїм іменем без зазначення імені первинного автора, так дії також належать до позадоговірного використання твору і не є плагіатом. Відносно новим різновидом плагіату є використання продукту штучного інтелекту без необхідного посилання та цитування [9, с. 37].

Варто зауважити, що останнім часом є доволі гучні скандали, коли автори та представники видавничої галузі організують демонстрацію біля лондонського офісу компанії Meta на знак протесту проти використання захищених авторським правом книг для навчання штучного інтелекту [10]. Разом з тим, О. Мельник стверджує, що інформаційна база штучного інтелекту – це мережа Інтернет, книги, наукові статті, енциклопедії та інші джерела та бази даних різних країн. Отже надана чат-ботом інформація може мати похибки та неточності. ChatGPT може надати відповіді на запитання та допомогти у генерації ідей, проте він не є надійним джерелом інформації, не може змінити критичне мислення та самостійний аналіз дослідника. Використання ChatGPT для швидкого збору інформації та первинного аналізу, а потім самостійно опрацювати досліджувану тематику на її основі – це позитивний приклад ефективного використання такого інструменту. Однак, важливо усвідомлювати, що недостатня перевірка наданої штучним інтелектом інформації може призвести до хибних висновків і неправильного тлумачення будь-якої тематики [11, с. 551]. Дещо подібної точки зору дотримується й Н. Марусяк. Вчена відзначає, що технології штучного інтелекту змінили підхід студентів, викладачів, дослідників до виконання навчальних та наукових завдань. Той же ChatGPT має функціонал, що дозволяє узагальнювати великі обсяги інформації, розробляти основи для написання тез, есе чи статей. За допомогою штучного інтелекту заощаджується час на рутину роботи, тим самим вивільняється для узагальнення та оцінки, що підвищує ефективність досліджень та навчального процесу. Інструменти штучного інтелекту забезпечують доступ до різноманітних джерел, вони можуть легко знайти матеріал з ряду наукових статей та синтезувати інформацію [12, с. 534].

Можна наводити різні точки зору дослідників, які виділяють як позитивні, так негативні аспекти використання штучного інтелекту при написанні наукових робіт.

Але В. Полуциганова вважає, що на зараз надійних способів детекції використання штучного інтелекту в дослідженнях не розроблено, хоча вже є деякі гіпотези, щодо можливості виявлення основних ознак. По-перше, які б не були здібні здобувачі, все одно людський фактор накладає такі відбитки як мовленнєві та граматичні помилки, чого в більшості випадків має в текстах згенерованих за допомогою штучного інтелекту. По-друге, стиль написання також може видавати використання штучного інтелекту, адже від доволі характерний для кожної LLM (Large Language Model) [13, с. 668].

Відповісти на таке просте питання «Штучний інтелект при написанні наукових робіт: чи чесно це?» стає доволі складно, адже у світі вже має місце випадок, коли штучний інтелект на ім'я Flynn був зарахований у якості студента в Університеті прикладного мистецтва у австрійському Відні. Він вступив на програму з цифрового мистецтва, проте штучний інтелект у власному щоденнику скаржиться, що оточуючі ставлять під сумнів його право називатися студентом [14]. Враховуючи цей випадок та існуючі підходи вчених щодо використання штучного інтелекту при написання наукових робіт, на нашу думку, потрібно проаналізувати національне законодавства щодо авторського права, визначити види порушень академічної доброчесності та проаналізувати положення законопроектів з останнього питання.

Цікавими є положення Проекту Закону про академічну доброчесність (реєстр. № 10392 від 08.01.2024). Проведений нами аналіз показав, що у проєкті Закону двічі мова йде лише про використання комп'ютерних програм. Так, зокрема у ч. 6 ст. 8. Академічна доброчесність у створенні та оприлюдненні академічних творів зазначено: «6. Особа не може вважатися автором академічного твору (частини академічного твору), якщо він сформований (згенерований) за запитом особи комп'ютерною програмою в автоматичному режимі. При використанні в академічному творі частин, сформованих (згенерованих) комп'ютерними програмами, цей факт має бути зазначений автором (авторами) із зазначенням методики формування (генерування) або посиланням на відповідну комп'ютерну програму чи її опис» [15]. Окрім того, у ч. 2 ст. 24. Академічний плагіат

законопроекту вказано, що «Академічним плагіатом також є оприлюднення як результатів власної академічної діяльності текстів та/або результатів, сформованих (згенерованих) комп'ютерною програмою в автоматичному режимі, якщо цей факт не зазначено в академічному творі чи супровідних матеріалах до нього» [15]. Разом з тим, заходами реагування на порушення академічної доброчесності, передбаченими законопроектом, є: виховні заходи; притягнення до академічної та/або дисциплінарної відповідальності; реагування на порушення академічної доброчесності при проведенні конкурсів; інституційні заходи реагування, що вказує на те, що такі особи не будуть притягуватися до юридичної відповідальності, не дивлячись на те, що відповідно до положень інших нормативно-правових актів це можливо.

Отже, ініціатори Проекту Закону про академічну доброчесність (реєстр. № 10392 від 08.01.2024), а саме Стефанчук Р. О. (IX скликання), Гришина Ю.М. (IX скликання), Воронов В. А. (IX скликання), Грищук Р. П. (IX скликання), Кириленко І.Г. (IX скликання), Колебошин С. В. (IX скликання), Колух В. В. (IX скликання), Лис О. Г. (IX скликання), Піпа Н. Р. (IX скликання), Павленко Р.М. (IX скликання), Бакумов О. С. (IX скликання), Клочко А. А. (IX скликання), Пушкаренко А.М. (IX скликання), Брагар Є. В. (IX скликання), Дануца О.А. (IX скликання), Одарченко А. М. (IX скликання), Нікітіна М. В. (IX скликання), Цимбалюк М. М. (IX скликання), Кравчук Є. М. (IX скликання), Горбенко Р.О. (IX скликання), Васюк О.О. (IX скликання), Негулевський І. П. (IX скликання), Кострійчук С. В. (IX скликання), Чернів Є. В. (IX скликання), Ткаченко М. М. (IX скликання), Мережко О. О. (IX скликання), Козир С. В. (IX скликання), Циба Т. В. (IX скликання), Лічман Г. В. (IX скликання), Безугла М.В. (IX скликання), Зуб В. О. (IX скликання), Борзова І.Н. (IX скликання), Третьякова Г. М. (IX скликання), Безгін В. Ю. (IX скликання), Штепа С.С. (IX скликання), Костюх А. В. (IX скликання), Радущкий М.Б. (IX скликання), Неклюдов В. М. (IX скликання), Вагнер В. О. (IX скликання), Пуртова А.А. (IX скликання), Чернявський С. М. (IX скликання), Бардіна М.О. (IX скликання), Копиленко О. Л. (IX скликання), Подгорна В. В.а (IX скликання), Нагаєвський А. С.

(ІХ скликання), Леонов О. О. (ІХ скликання), Медяник В.А. (ІХ скликання), Констанкевич І. М. (ІХ скликання), Ватрас В. А. (ІХ скликання), Гринчук О.А. (ІХ скликання), Мандзій С. В. (ІХ скликання), Припутень Д. С. (ІХ скликання), Задорожний А. В. (ІХ скликання), Іванов В. І. (ІХ скликання), Пивоваров Є.П. (ІХ скликання), Торохтій Б. Г. (ІХ скликання), Мисягін Ю. М. (ІХ скликання), Фролов П. В. (ІХ скликання), Корявченков Ю. В. (ІХ скликання), Калаур І.Р. (ІХ скликання), Криворучкіна О. В. (ІХ скликання), Кицак Б.В. (ІХ скликання), Мезенцева-Федоренко М. С. (ІХ скликання), Кісель Ю.Г. (ІХ скликання), Грищенко Т. М. (ІХ скликання), вказують на два важливі аспекти: по-перше, при сформовані (згенеровані) за запитом особи комп'ютерною програмою в автоматичному режимі тексту і використання його – обов'язково потрібно вказати джерело; по-друге, що використання у тексті результатів, сформованих (згенерованих) комп'ютерною програмою в автоматичному режимі, якщо цей факт не зазначено в академічному творі чи супровідних матеріалах до нього є академічним плагіатом. Таким чином, обов'язковою умовою є вказівка на джерело використання інформації, а юридична відповідальність за порушення академічної доброчесності не буде.

Такий підхід щодо визначення у законопроекті термінології «результати, сформованих (згенерованих) комп'ютерною програмою в автоматичному режимі» викликає інше питання: чи відноситься до таких комп'ютерних програм штучний інтелект? Так, наприклад, Machine Learning вважає, що штучний інтелект – це сукупність наук і методів, яка здатна обробляти дані для розробки дуже складних комп'ютерних задач. ІІІ наділений людськими якостями й окрім вирішення проблем він здатний навчатися. Тому важливою частиною ІІІ є машинне навчання [16]. Н. М. Щербак та М. С. Уткіна вважають, що штучний інтелект – це комп'ютерна програма, в основі якої лежать алгоритми аналізу відповідних даних та алгоритми прийняття з їх урахуванням автономних рішень, у ході досягнення яких вона може навчитися на досвіді та покращити власну ефективність за рахунок аналізу даних, з метою досягнення поставлених завдань [17, с. 215]. Натомість Ю. О. Сидорчука, штучний інтелект – це визначення, за допомогою якого описують

інтелектуальні можливості комп'ютерів під час прийняття ними рішень [18, с. 17], а Г. Андрощук під штучним інтелектом розуміє штучно створену людиною систему, здатну обробляти інформацію, яка до неї надходить, пов'язувати її зі знаннями, якими вона вже володіє, і відповідно формувати своє уявлення про об'єкти пізнання [19, с. 85]. Також існує і таке твердження, що «штучний інтелект (artificial intelligence, AI) – це метод змусити комп'ютер чи програмне забезпечення «мислити» як людський мозок. Це досягається шляхом вивчення закономірностей роботи людського мозку та аналізу когнітивних процесів. Результатом цих досліджень є розробка інтелектуального програмного забезпечення та систем» [20].

Виходячи із вищезазначеного, ми погоджуємося з твердженням, що штучний інтелект – це галузь комп'ютерних наук, яка фокусується на розробці машин і систем, здатних виконувати завдання, що зазвичай вимагають людського інтелекту, так як навчання, розв'язання проблем і прийняття рішень. В основі штучного інтелекту лежить ідея створення машин, які можуть мислити й міркувати, як люди, і можуть мислити й міркувати, як люди, і можуть на власному досвіді, щоб з часом покращити свою продуктивність [21]. Такий підхід дозволяє виділити способи використання ChatGPT для покращення науково-дослідницької діяльності в академічних колах (див. Рис. 1).

Але чи можна вважати, що зазначені способи є порушенням академічної доброчесності? Згідно із ч. 1 ст. 42 Закону України «Про освіту» академічна доброчесність – це сукупність етичних принципів та визначених законом правил, якими мають керуватися учасники освітнього процесу під час навчання, викладання та провадження наукової (творчої) діяльності з метою забезпечення довіри до результатів навчання та/або наукових (творчих) досягнень [23]. Частина 5 цієї ж статті встановлює, що за порушення академічної доброчесності педагогічні, науково-педагогічні та наукові працівники закладів освіти можуть бути притягнені до такої академічної відповідальності:

- відмова у присудженні ступеня освітньо-наукового чи освітньо-творчого рівня чи присвоєнні вченого звання;

- позбавлення присудженого ступеня освітньо-наукового чи освітньо-творчого рівня чи присвоєного вченого звання;

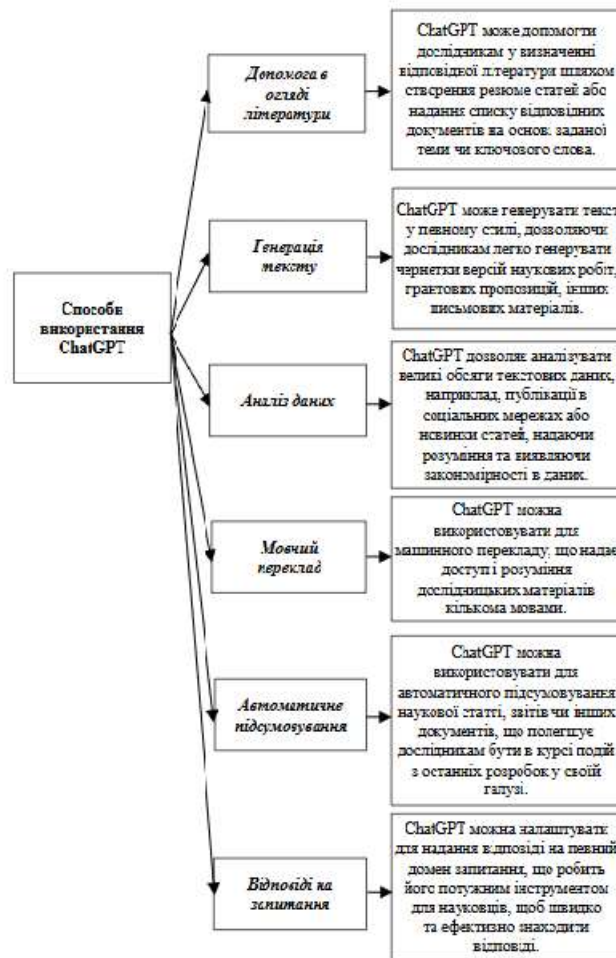


Рис. 1. Способи використання ChatGPT для покращення науково-дослідницької діяльності в академічних колах, запропоновані О. Савченко [22, с. 715]

- відмова в присвоєнні або позбавлення присвоєного педагогічного звання, кваліфікаційної категорії;

- позбавлення права брати участь у роботі визначених законом органів чи займати визначені законом посади [23].

Що ж стосується здобувачів освіти, то відповідно до ч. 6 цієї статті, вони можуть бути притягнені до такої академічної відповідальності:

- повторне проходження оцінювання (контрольна робота, іспит, залік тощо);

- повторне проходження відповідного освітнього компонента освітньої програми;
- відрахування із закладу освіти (крім осіб, які здобувають загальну середню освіту);
- позбавлення академічної стипендії;
- позбавлення наданих закладом освіти пільг з оплати навчання [23].

Актуальним також є і питання і видів порушень академічної доброчесності, то порушеннями академічної доброчесності вважається: академічний плагіат; самоплагіат; фабрикація; фальсифікація; списування; обман; хабарництво; необ'єктивне оцінювання; надання здобувачам освіти під час проходження ними оцінювання результатів навчання допомоги чи створення перешкод, не передбачених умовами та/або процедурами проходження такого оцінювання; вплив у будь-якій формі (прохання, умовляння, вказівка, погроза, примушування тощо) на педагогічного (науково-педагогічного) працівника з метою здійснення ним необ'єктивного оцінювання результатів навчання.

Тому питання використання штучного інтелекту при написанні наукових робіт піднімає право інтелектуальної власності, оскільки його неправомірне використання є порушенням етики і такі роботи можуть розглядатися як академічний плагіат, що може тягнути за собою як наслідок не тільки втрату посади, а й відмову від вченого звання.

Що ж стосується порушень авторського права, то за національним законодавством передбачена адміністративна, цивільна та кримінальна відповідальність. Наприклад, у Кодексі України про адміністративні правопорушення [24] особа може бути притягнута до відповідальності за такі порушення:

Стаття 51-2. Порушення прав на об'єкт права інтелектуальної власності, тобто незаконне використання об'єкта права інтелектуальної власності або інше умисне порушення прав на об'єкт права інтелектуальної власності, що охороняються законом.

Стаття 164-17. Порухення умов і правил, що визначають порядок припинення порушень авторського права і (або) суміжних прав з використанням мережі Інтернет, яке відповідно до ч. 1 полягає у порушенні умов і правил, що визначають порядок припинення порушень авторського права і (або) суміжних прав з використанням мережі Інтернет, у тому числі невчинення власником веб-сайту, постачальником послуг хостингу передбачених законодавством про авторське право і суміжні права дій щодо унеможливлення доступу користувачів мережі Інтернет до об'єктів авторського права і (або) суміжних прав, ненадання або несвоєчасне надання відповіді на заяву суб'єкта авторського права і (або) суміжних прав власником веб-сайту, постачальником послуг хостингу, наведення завідомо недостовірних відомостей у відповіді на заяву суб'єкта авторського права і (або) суміжних прав, власником веб-сайту, постачальником послуг хостингу, а також нерозміщення власниками веб-сайтів, постачальниками послуг хостингу на власних веб-сайтах, в публічних базах даних записів про доменні імена (WHOIS) достовірної інформації про себе.

Стаття 164-18. Наведення завідомо недостовірної інформації у заявах про припинення авторського права і (або) суміжних прав, вчинених з використанням мережі Інтернет, тобто наведення особою завідомо недостовірної інформації щодо наявності авторського права і (або) суміжного права у заяві про припинення порушень авторського права і (або) суміжних прав з використанням мережі Інтернет, направлених відповідно до законодавства про авторське право і суміжні права.

Стаття 164-13. Порухення законодавства, що регулює виробництво, експорт, імпорт дисків для лазерних систем зчитування, експорт, імпорт обладнання чи сировини для їх виробництва, тобто порушення законодавства, що регулює виробництво, експорт, імпорт дисків для лазерних систем зчитування, експорт, імпорт обладнання чи сировини для їх виробництва.

Що ж стосується кримінальної відповідальності за порушення авторського права, то відповідно до ч. 1 ст. 176. Порухення авторського права і суміжних прав КК України відповідальність настає за незаконне відтворення, використання та розповсюдження творів науки, літератури і мистецтва, комп'ютерних програм і баз даних, інших творів, а так само незаконне відтворення, використання та

розповсюдження виконань, фонограм, відеограм і програм мовлення, їх незаконне тиражування та розповсюдження на аудіо- та відеокасетах, дискетах, інших носіях інформації, камкординг, кардшейрінг або інше умисне порушення авторського права і суміжних прав, а також фінансування таких дій, якщо це завдало матеріальної шкоди у значному розмірі [25].

Окрім того, ч. 1 ст. 177. Порушення прав на винахід, корисну модель, промисловий зразок, топографію інтегральної мікросхеми, сорт рослин, раціоналізаторську пропозицію КК України відповідальності підлягає особа, яка незаконно використовує винахід, корисну модель, промисловий зразок, топографію інтегральної мікросхеми, сорти рослин, раціоналізаторські пропозиції, привласнює авторство на них, або інше умисне порушення права на ці об'єкти, якщо це завдало матеріальної шкоди у значному розмірі [25].

Найбільше врегульоване питання щодо порушень у сфері авторського права у Цивільному кодексі України. Так, зокрема, у ст. 431. Наслідки порушення права інтелектуальної власності Глави 35. Загальні положення про право інтелектуальної власності Книги четвертої. Право інтелектуальної власності ЦК України зазначено, що Порушення права інтелектуальної власності, в тому числі невизнання цього права чи посягання на нього, тягне за собою відповідальність, встановлену Цивільним кодексом, іншим законом чи договором. Також Глава 36 ЦК України присвячена саме праву інтелектуальної власності на літературний, художній та інший твір (авторське право), зокрема, згідно із ст. 433 об'єктами авторського права є:

1) літературні та художні твори, зокрема: романи, поеми, статті та інші письмові твори; лекції, промови, проповіді та інші усні твори; драматичні, музично-драматичні твори, пантоміми, хореографічні, інші сценічні твори; музичні твори (з текстом або без тексту); аудіовізуальні твори; твори живопису, архітектури, скульптури та графіки; фотографічні твори; твори ужиткового мистецтва; ілюстрації, карти, плани, ескізи і пластичні твори, що стосуються географії, топографії, архітектури або науки; переклади, адаптації, аранжування та інші переробки літературних або художніх творів; збірники творів, якщо вони за добором або упорядкуванням їх складових частин є результатом інтелектуальної діяльності;

2) комп'ютерні програми;

3) компіляції даних (бази даних), якщо вони за добором або упорядкуванням їх складових частин є результатом інтелектуальної діяльності;

4) інші твори [26].

Окрім того, відповідно до ч. 3 ст. 55 Закону України «Про авторське право і суміжна права» зазначено, що діями, що створюють загрозу порушення особистих немайнових та майнових авторських і суміжних прав, є: налаштування комп'ютерної програми, застосунків, додатків до них, технологій, технічних пристроїв, які надають доступ до об'єктів авторського права та/або об'єктів суміжних прав без дозволу відповідних суб'єктів авторського права або суб'єктів суміжних прав таких об'єктів (у тому числі коли комп'ютерна програма, застосунки та додатки до неї, технології або технічні пристрої використовують сигнали інших Інтернет-ресурсів); надання інструкцій щодо налаштування комп'ютерної програми, застосунків та додатків до неї, технологій, технічних пристроїв для отримання доступу до об'єктів авторського права та/або об'єктів суміжних прав без дозволу відповідних суб'єктів авторського права або суб'єктів суміжних прав таких об'єктів у будь-якій формі з метою отримання винагороди від надання таких інструкцій. Також у ст. 33 цього Закону зауважено, що неоригінальним об'єктом, згенерованим комп'ютерною програмою, є об'єкт, що відрізняється від існуючих подібних об'єктів та утворений у результаті функціонування комп'ютерної програми без безпосередньої участі фізичної особи в утворенні цього об'єкта. Твори, створені фізичними особами з використанням комп'ютерних технологій, не вважаються неоригінальними об'єктами, згенерованими комп'ютерною програмою (вид. – А.С.П.) [27]. Такий підхід законодавця вказує на те, роботи створені штучним інтелектом є неоригінальними роботами і їх не можна визнавати авторами.

Оскільки у Законі України «Про авторське право і суміжна права» та Цивільному кодексу України чітко відзначено, що авторами є фізичні особи, а не комп'ютерні програми, то маємо питання щодо Проекту Закону про академічну доброчесність: чи не буде використання результатів, сформованих (згенерованих) комп'ютерною програмою в автоматичному режимі – порушенням академічної

доброчесності? З іншого боку, сьогодні в освітньому процесі доволі часто використовується штучний інтелект, зокрема, мова йде про STEAM-освіту. Проте, впровадження модулю у деякі антиплагіатні програми щодо написання наукових робіт з допомогою штучного інтелекту, не прямо, а опосередковано говорить про визнання цього факту як порушення академічної доброчесності.

Висновки. Сучасний світ зазнає суттєвих змін. Штучний інтелект проникає у більшість сфер людського життя, у тому числі й освітнє середовище. Так, беззаперечним є той факт, що питання використання штучного інтелекту в науці сприймається по-різному дослідниками цієї проблематики, проте:

по-перше, вважаємо, що виходячи з положень Стратегії розвитку штучного інтелекту в Україні до 2030 р. потребує нормативного врегулювання питання використання штучного інтелекту в науковій діяльності;

по-друге, у Проекті Закону про академічну доброчесність необхідно більш чітко відзначити, що використання результатів, сформованих (згенерованих) комп'ютерною програмою в автоматичному режимі є порушенням академічної доброчесності, зокрема, академічним плагіатом, адже відповідно до положень у Законі України «Про авторське право і суміжна права» та Цивільному кодексу України такі програми не є автором цього тексту;

по-третє, пропонуємо внести зміни до статті 42. 42. Академічна доброчесність Закону України «Про освіту» доповнивши положенням, що використання результатів, сформованих (згенерованих) комп'ютерною програмою в автоматичному режимі є порушенням академічної доброчесності.

Список джерел

1. Судово-юридична газета. (2025, 30 грудня) *У 2024 році виявили 11 дисертацій з ознаками плагіату*. <https://sud.ua/uk/news/ukraine/319507-v-2024-godu-vyyavili-11-dissertatsiy-s-priznakami-plagiata>
2. Анісімова, Л. В. (2023). Штучний інтелект для академічної спільноти: надійний помічник / підступний ворог. У *Академічна доброчесність, відкрита наука та штучний інтелект: як створити доброчесне освітнє середовище*. Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-345-6-6>
3. Водянка, Л. Д., & Бечко, А. М. (2023). Розвиток цифрових технологій та питання захисту інтелектуальної власності. *Information and Web Technologies : Proceedings of the 11th International Scientific and Practical Conference "Challenges in*

Science of Nowadays” (с. 556–557). EnDeavours Publisher. <https://archive.interconf.center/index.php/conference-proceeding/issue/view/26-28.05.2023/166>

4. Гром, М. О. (2023). Застосування штучного інтелекту під час написання наукових робіт. *Академічна доброчесність: правові проблеми*. (с. 37–41). Видавництво Національного університету «Одеська юридична академія». <https://dspace.onua.edu.ua/server/api/core/bitstreams/4b7a9f70-d72a-4194-90a5-e98708fcda0b/content>

5. Дубняк, М. (2023). Проблеми використання GhatGPT у науковій діяльності: роль етичних і правових норм. У *Створення, охорона, захист і комерціалізація об'єктів права інтелектуальної власності*. (с. 64–68). <http://cpdcipr.kpi.ua/article/view/278520/273209>

6. Карчевський, М., Штанько, В., & ChatGPT, (2023). Правове регулювання штучного інтелекту: ризик-орієнтований підхід у європейській дискусії. У *Актуальні питання права та соціально-економічних відносин* (с. 20–29). ЦІРОЛ <http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/48146/1/%D0%97%D0%B1%D1%96%D1%80%D0%BD%D0%B8%D0%BA-2023%20%281%29.pdf#page=20>

7. *Regulation – EU – 2024/1689 - EN - EUR-Lex*. (б. д.). EUR-Lex – Access to European Union law – choose your language. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:32024R1689>

8. Шевченко, А.І., Барановський, С.В., Білокобильський, О.В., Бодяньський, Є.В., Бомба, А.Я., Довбиш, А.С., Єрошенко, Т.В., Жохін, А.С., Казимир, В.В., Клименко, М.С., Ковалевський, С.В., Козлов, О.В., Кондратенко, Ю.П., Купін, А.І., Ланде, Д.В., Малярець, Л.М., Мінцер, О.П., Панкратова, Н.Д., Сергієнко, А.М., Писаренко, В.Г., Рамазанов, С.К., Роскладка, А.А., Саченко, А.О., Сіденко, Є.В., Сімченко, С.В., Слюсар, В.І., Стасюк, О.І., Стрижак, О.Є., Стрюк, О.С., Субботін, С.О., Тащів, Р.К., Терещенко, В.М., Халіков, Р.Х., Чебанов, В.Б., Чертов, О.Р., Чопоров, С.В., Щокін, В.П., Фетісов, В.І., Яковина, В.С. (2023). Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні. <http://ir.nuozu.edu.ua:8080/jspui/bitstream/lib/4748/1/%2b%d0%a1%d0%a2%d0%a0%d0%90%d0%a2%d0%95%d0%93%d0%86%d0%af%20%d0%a8%d0%86%20%d0%b2%20%d0%a3%d0%9a%d0%a0%d0%90%d0%87%d0%9d%d0%86.pdf>

9. Антоненко, П. Б. (2023). Причини виникнення та шляхи попередження академічного плагіату. У *Академічна доброчесність, відкрита наука та штучний інтелект: як створити доброчесне освітнє середовище*. Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-345-6-8>

10. Судово-юридична газета. (2025, 6 квітня) *Письменники та видавці протестують проти використання їхніх книг для навчання III в Meta*. <https://sud.ua/uk/news/ukraine/327412-pisateli-i-izdateli-protestuyut-protiv-ispolzovaniya-ikh-knig-dlya-obucheniya-ii-v-meta>

11. Мельник, О. (2025). Використання штучного інтелекту в наукових дослідженнях та освіті. У *Інтеграція штучного інтелекту в освіту – виклики та можливості* (с. 551–553). Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-477-4-142>

12. Марусяк, Н. (2025). Використання штучного інтелекту у вищій освіті з дотриманням принципів академічної доброчесності. У *Інтеграція штучного*

інтелекту в освіту – виклики та можливості (с. 534–536). Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-477-4-137>

13. Полудиганова, В. (2025). Проблеми детекції використання генеративного ШІ в кваліфікаційних роботах. У *Інтеграція штучного інтелекту в освіту – виклики та можливості* (с. 667–669). Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-477-4-173>

14. Судово-юридична газета. (2025, 3 квітня). *Штучний інтелект уперше став студентом та вже поскаржився на людей*. <https://sud.ua/uk/news/abroad/327635-iskusstvennyu-intellekt-vpervye-stal-studentom-i-uzhe-pozhalovalsya-na-lyudey>

15. Закону про академічну доброчесність, Проект № 10392 (2024) (Україна). <https://itd.rada.gov.ua/billInfo/Bills/Card/43481>

16. *Штучний інтелект у правосудді - Центр демократії та верховенства права*. (б. д.). Центр демократії та верховенства права. <https://cedem.org.ua/analytics/shtuchnyj-intelekt-pravosuddia/>

17. Scherbak, N. M., & Utkina, M. S. (2021). Theoretical and methodological approaches as to artificial intelligence. *Juridical scientific and electronic journal*, (2), 214–217. <https://doi.org/10.32782/2524-0374/2021-2/51>

18. Сидорчук, Ю. М. (2017). Філософсько-правові проблеми використання штучного інтелекту. *Право і суспільство*, 2(3), 16–19.

19. Андрощук, Г. (2019). Тенденції розвитку технологій штучного інтелекту: економіко-правовий аспект. *Теорія і практика інтелектуальної власності*, (3), 84–101.

20. *Що таке штучний інтелект: історія, види та складові - GigaCloud*. (б. д.). GigaCloud. <https://gigacloud.ua/articles/shho-take-shtuchnyj-intelekt-istoriya-vydy-ta-skladovi/>

21. *Штучний інтелект (ШІ) – що це таке, як працює і навіщо потрібен*. (б. д.). Termin.in.ua. <https://termin.in.ua/shtuchnyu-intelekt/>

22. Савченко, О. (2025). ШІ в науково-дослідницькій діяльності: виклики, можливості та способи використання. У *Інтеграція штучного інтелекту в освіту – виклики та можливості* (с. 713–716). Liha-Pres. <https://doi.org/10.36059/978-966-397-477-4-187>

23. Про освіту, Закон України № 2145-VIII (2025) (Україна). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2145-19#Text>

24. Кодекс України про адміністративні правопорушення (статті 1 - 212-24), Кодекс України № 8073-X (2025) (Україна). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/80731-10#Text>

25. Кримінальний кодекс України, Кодекс України № 2341-III (2025) (Україна). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2341-14#Text>

26. Цивільний кодекс України, Кодекс України № 435-IV (2025) (Україна). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/435-15#Text>

27. Про авторське право і суміжні права, Закон України № 2811-IX (2024) (Україна). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2811-20#Text>

РОЗДІЛ XII. ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АПАРАТНО-ПРОГРАМНИХ КОМПЛЕКСАХ НА БАЗІ БПЛА

DOI

Попов Олександр^{1[0000-0002-5065-3822]}, **Яцишин Андрій**^{1[0000-0001-5508-7017]},
Ковач Валерія^{1[0000-0002-1014-8979]}, **Кочелаб Євгенія**^{1[0009-0009-8354-8795]},
Хапко Юрій^{1[0009-0001-4644-8252]}

¹ Центр інформаційно-аналітичного та технічного забезпечення моніторингу
 об'єктів атомної енергетики НАН України, Київ, Україна

iatsyshyn.andriy@gmail.com

Анотація. У публікації розглядається застосування апаратно-програмних комплексів на базі безпілотних літальних апаратів (БПЛА) з елементами штучного інтелекту (ШІ) для вирішення завдань екологічної та радіаційної безпеки, а також ефективного реагування на надзвичайні ситуації (НС). Показано переваги використання БПЛА порівняно з традиційними системами моніторингу: оперативність, безпечність, точність збору та аналізу даних. Описано сучасні програмні рішення, такі як TEKEVER Atlas, H3 Dynamics, gNext, Overwatch AI, що дозволяють автоматизувати обробку інформації, формувати 3D-моделі, прогнозувати розвиток ситуацій та підтримувати прийняття рішень в режимі реального часу.

Ключові слова: БПЛА, аналіз даних, штучний інтелект, надзвичайна ситуація, програмні засоби.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN HARDWARE AND SOFTWARE COMPLEXES BASED ON UAVS

Oleksandr Popov^{1[0000-0002-5065-3822]}, **Andrii Iatsyshyn**^{1[0000-0001-5508-7017]},
Valeriia Kovach^{1[0000-0002-1014-8979]}, **Yevheniia Kochelab**^{1[0009-0009-8354-8795]},
Yurii Khapko^{1[0009-0001-4644-8252]}

¹ Center for Information-analytical and Technical Support of Nuclear Power
 Facilities Monitoring of the NAS of Ukraine, Kyiv, Ukraine

Summary. The publication considers the use of hardware and software complexes based on unmanned aerial vehicles (UAVs) with elements of artificial intelligence (AI) to solve environmental and radiation safety problems, as well as effective response to emergencies (ES). The advantages of using UAVs compared to traditional monitoring systems are shown: efficiency, safety, accuracy of data collection and analysis. Modern software solutions, such as TEKEVER Atlas, H3 Dynamics, gNext, Overwatch AI, are described, which allow automating information processing, generating 3D models, predicting the development of situations and supporting decision-making in real time.

Keywords: UAVs, data analysis, artificial intelligence, emergency, software.

Вступ. На сьогоднішній день в світі для вирішення різних задач, зокрема екологічної та радіаційної безпеки, активно розробляються та використовуються апаратно-програмні комплекси на базі БПЛА. Це пов'язано з їх значними перевагами перед стаціонарними та пересувними наземними системами моніторингу, а саме: БПЛА здатні за короткий проміжок часу долати великі відстані, фіксувати інформацію та миттєво передавати її на пункт керування; технічні характеристики дронів дозволяють цілодобово перевіряти важкодоступні та небезпечні території з будь-якої відстані; за допомогою даних аерозйомки можна створювати 3D моделі та плани місцевості, що значно спрощує аналіз стану природних та техногенних об'єктів і дозволяє складати ефективні плани дій; наявна суттєва економія фінансових витрат та оптимізація людських ресурсів [1].

Алгоритми ШІ можуть обробляти великі обсяги даних і здійснювати складні обчислення, дозволяючи БПЛА виконувати завдання ефективніше (точніше, швидше, надійніше тощо) [2]. Управління роботою дрона за допомогою ШІ дозволяє визначати оптимальні маршрути польоту для отримання максимально корисної інформації, тобто забезпечується автоматична адаптація до зміни зовнішніх умов (рельєф місцевості, рослинність, метеорологічні параметри,

радіоперешкоди, рівень забруднення тощо) без участі оператора та оптимізація маршруту в умовах обмеженого часу і значної кількості перешкод.

Використання БПЛА під час надзвичайних ситуацій.

Можливості ІІІ дозволяють відповідним багатофункціональним комплексам на базі БПЛА: визначати задачі за пріоритетами в залежності від обстановки та зовнішніх умов; збільшити ресурс енергоживлення системи; забезпечити автоматизацію та високу точність обробки і аналізу великої кількості даних в складних метеоумовах, прогнозування розвитку ситуації та відповідних процесів, і безпечне передавання необхідної інформації в режимі реального часу до модулю управління; з високою точністю виявляти, розпізнавати, ідентифікувати різні об'єкти та вирішувати інші складні завдання. Так, при виникненні НС, пов'язаних із хімічним та/або радіаційним фактором ураження застосування інтелектуальних безпілотних систем дозволить отримувати максимально швидко оперативну повну інформацію щодо виникнення та розвитку НС (різновид НС (пожежа, вибух, витікання небезпечних речовин, розрив трубопроводу, тощо), розподіл в просторі та часі рівня забруднення, його склад, швидкість розповсюдження, місце локалізації НС, прогнозовані масштаби ураження, ризики для життя та здоров'я персоналу і населення та ін.). Завдяки великій оперативності та точності отримання інформації органи управління цивільного захисту зможуть максимально швидко приймати ефективні рішення щодо залучення оптимальної кількості сил і засобів для забезпечення високого рівня захисту населення (наприклад, визначення маршрутів з найменшим рівнем забруднення для проведення евакуації) та навколишнього середовища, мінімізації масштабів ураження, забезпечення ефективної ліквідації відповідних наслідків. Також, надзвичайно корисними є безпілотні апарати з ІІІ під час повеней, землетрусів та інших природних та техногенних НС [1].

Під час НС використання БПЛА дозволяє вирішувати складні завдання щодо швидкого реагування та ефективної ліквідації наслідків. По-перше, БПЛА можуть досягати складних місць і здійснювати моніторинг у реальному часі для

виявлення критичних небезпечних подій. По-друге, БПЛА можуть виступати в якості рятувальників і брати участь у пошуку зниклих безвісти людей і наданні допомоги. Також БПЛА можуть спільно створювати комунікаційну інфраструктуру для забезпечення зв'язком між наземними службами порятунку та центральним диспетчерським пунктом. Вирішення цих та інших важливих завдань на всіх етапах НС базується на зборі даних з датчиків та камер на борту БПЛА (рис. 1) [3].

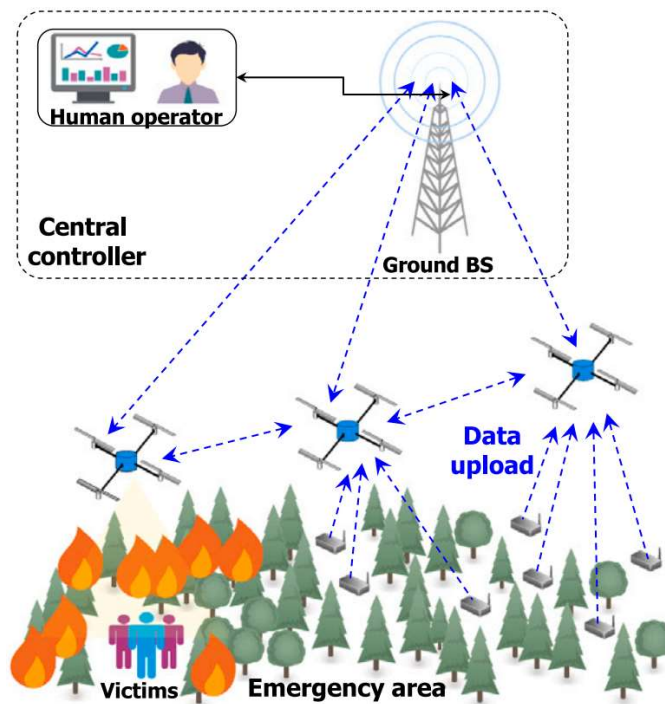


Рис. 1. Схематичне представлення використання БПЛА для вирішення важливих завдань під час виникнення та розвитку НС [3]

Варто зазначити, що виникають певні труднощі під час збору даних БПЛА, які неможливо вирішити за допомогою звичайних методів, особливо, коли процес збору даних на основі БПЛА здійснюється в невідомому середовищі. Наприклад, під час збору даних на основі БПЛА виникає ряд проблем, а саме: нестача енергії живлення та покриття дронами досліджуваної території, масштабованість, актуальність отриманих даних та розподілене прийняття рішень. Крім того, траєкторія польоту та місцезнаходження БПЛА стикаються з різними обмеженнями, такими як мінімальна/максимальна висота та швидкість польоту, рухомі або статичні перешкоди, тривалість місії [3]. Аналіз

літературних джерел в цій області показує, що ІІІ вважається потужною стратегією для подолання вищезгаданих проблем і оптимального вивчення середовищ, у яких виконується процес збору даних.

У публікації [4] оптимізовано траєкторії декількох БПЛА для ефективного збору даних і уникнення зіткнень між ними під час НС. Для цього автори застосували гібридний алгоритм планування траєкторії, який поєднує метод імовірнісних дорожніх карт (probabilistic roadmap) та оптимізований алгоритм штучної бджолиної колонії (optimized artificial bee colony algorithm). В роботі [5] представлено результати застосування бездротових літальних апаратів з підтримкою ретрансляції в сценаріях стихійних лих та використанням методів оптимізації для виконання роботи за обмежений час в цих сценаріях. Для оцінювання повені в реальному часі науковці в публікації [6] поєднали БПЛА та бездротові сенсорні мережі, що дозволило на основі аерофотознімків виявляти, здійснювати оцінювання розміру та локалізацію затоплених територій. В публікації [7] запропоновано інтелектуальний механізм збору даних на основі ефективного розподілу завдань, який забезпечує компроміс між співвідношенням збору даних і споживанням енергії БПЛА. Використовуючи стратегію навчання з підкріпленням (reinforcement learning), авторами було здійснено оптимізацію траєкторії польоту та забезпечено передавання зібраних даних через підключену мережу БПЛА. F. Demiane et al. в публікації [8] на основі використання концепції збору даних представили результати вирішення задачі оптимізації траєкторії польоту БПЛА під час катастрофи для пошуку постраждалих людей і відстежування наземних мобільних цілей.

Програмні засоби з використанням ІІІ. Програмне забезпечення ІІІ, окрім БПЛА, може бути встановлено на вбудованих пристроях обробки, таких як графічні процесори загального призначення, центральні процесори, спеціальні інтегральні схеми і системи на кристалі.

Застосування методів ІІІ також може здійснюватися автономно за допомогою хмарних засобів. Це дає можливість заощадити внутрішні ресурси,

проте ефективність залежить від часу затримки, пропускної здатності та стабільності з'єднання.

Далі розглянемо сучасні програмні засоби технологій ШІ, що застосовуються для розв'язання різноманітних завдань із використанням БПЛА.

TEKEVER ATLAS

TEKEVER ATLAS – це інструмент для вдосконалення можливостей БПЛА. Він забезпечує передову аналітику ШІ для обробки даних у режимі реального часу та за попередні періоди, і розширює можливості безпілотної технології TEKEVER. Це дозволяє збирати всю інформацію та аналізувати її пізніше. Він підключається до декількох систем UAS одночасно для збору даних датчиків, які знаходяться на борту (наприклад, оптичне відео, інфрачервоне відео, радар, мультиспектральні датчики, радары зі статичною апертурою) [9]. Ця інформація надходить через приватну мережу та збирається в центрі обробки даних на основі AI/ML, де вся інформація зберігається та позначається тегами. Приклад роботи TEKEVER Atlas показано на рис. 2 [10].



Рис. 2. Приклад роботи TEKEVER Atlas на базі ШІ

H3 Dynamics

Сучасна автоматизована служба збору та аналізу даних H3 Dynamics розроблена для ретельного огляду та обслуговування великомасштабних структур і промислових об'єктів. Використовуючи безпілотики, оснащені HD-відеокамерами, тепловізорами, сканерами LiDAR і гіперспектральними

датчиками, система надає важливу практичну інформацію про об'єкти будівництва, видобуток нафти і газу, сонячні електростанції, порти тощо.

Усі дані обробляються за допомогою вдосконаленої аналітичної програмної платформи на базі ШІ, яка забезпечує автоматичне відображення дефектів, а також формує детальні звіти. Приклади роботи H3 Dynamics показано на рис. 3, 4 [11, 12].

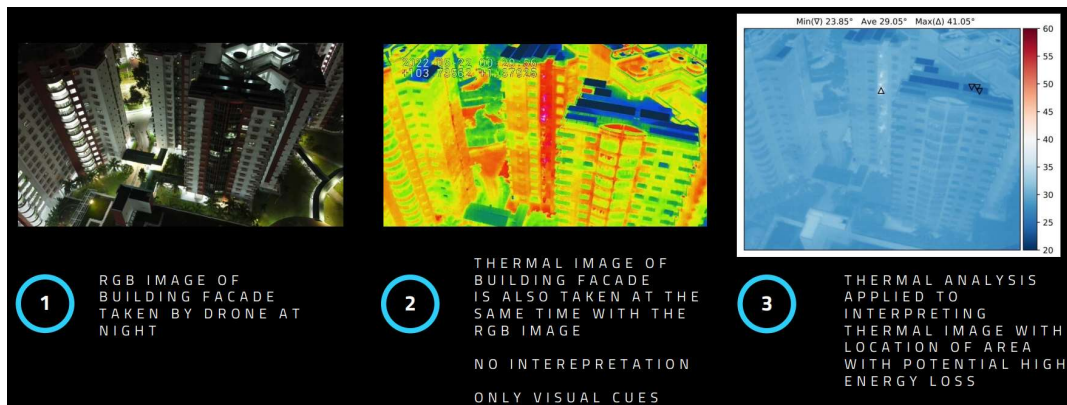


Рис. 3. Приклад роботи програмної платформи H3 Dynamics

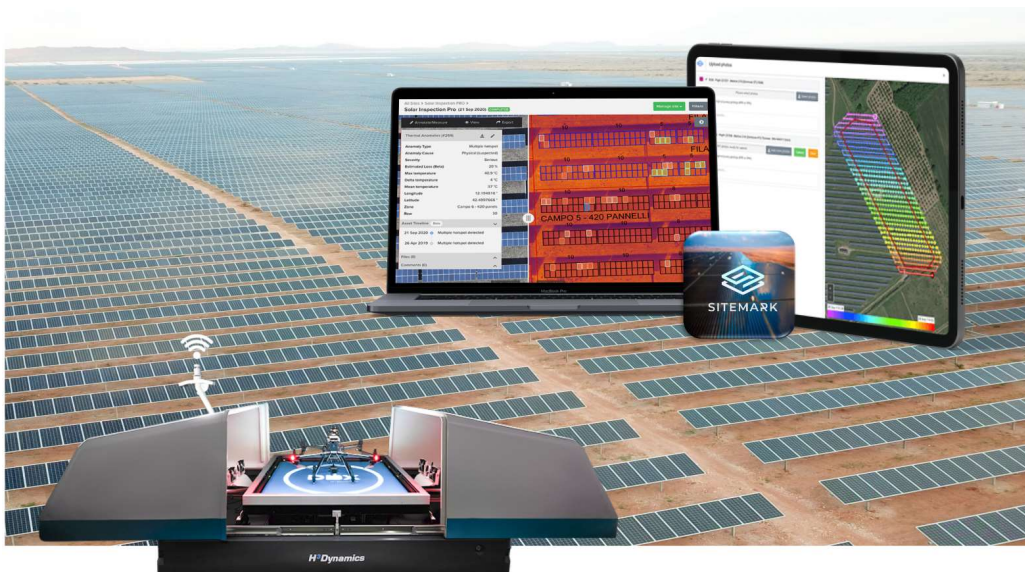


Рис. 4. Автоматизована перевірка H3 Dynamics сонячних електростанцій за допомогою програмного забезпечення Sitemark

gNext

Програмне забезпечення gNext на базі ШІ та комп'ютерного зору перетворює відео та зображення контролюваного об'єкту, зняті дроном, у високоточні 3D-моделі, надаючи критично важливу інформацію для забезпечення більш швидших та ефективніших перевірок його стану. Платформа gNext SaaS дозволяє користувачам

покращити робочі процеси перевірки та витратити менше часу на об'єкт, забезпечуючи значну економію праці та часу порівняно з традиційними методами. Високоавтоматизований підхід на основі ШІ підвищує безпеку працівників і виявляє тріщини та дефекти, які часто пропускаються під час звичайної перевірки. Сучасне програмне забезпечення для цифрових карт дозволяє візуалізувати дані, отримані дроном, у вигляді 3D-моделей, цифрових моделей рельєфу та ін. Отримане відео об'єкту можна легко завантажувати, транслювати, редагувати та коментувати і весь процес виконується через веб-браузер. Приклад роботи gNext показано на рис. 5 [13].

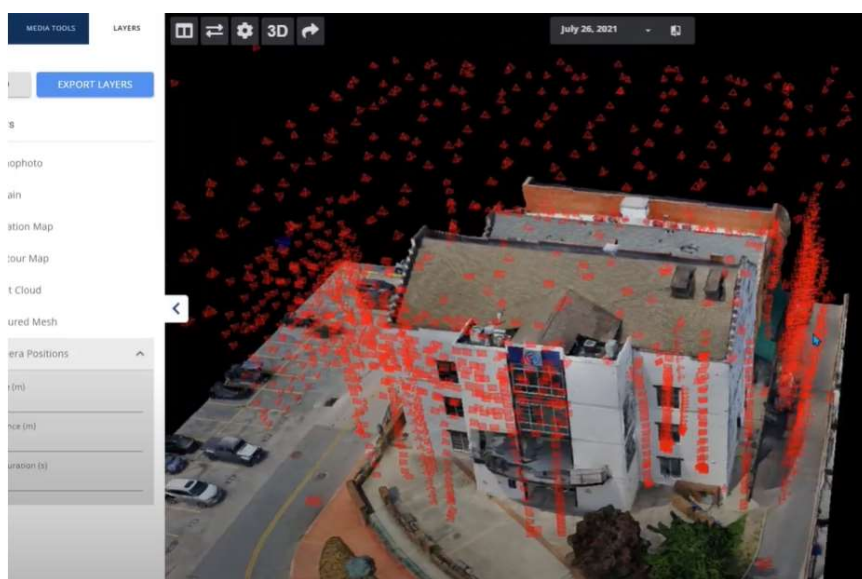


Рис. 5. Приклади роботи програмного забезпечення gNext

gNext має високу ефективність використання для багатьох галузей промисловості, зокрема при: перевірці інфраструктури, будівель і майна для страхування, будівельних майданчиків; видобутку корисних копалин; розробленні геодезичних проєктів; залізничних інспекціях тощо. Варто зазначити, що дане програмне забезпечення також можна використовувати для більш ефективного управління сміттєзвалищами, дозволяючи відповідальним особам більш краще розуміти стан майданчика, впроваджувати заходи безпеки та захисту навколишнього середовища, а також планувати розширення території.

Overwatch AI

Overwatch Imaging є світовим лідером у розробці автоматизованих систем візуалізації для БПЛА, дронів та пілотованих літаків. Інноваційні програмно-технічні

рішення даної компанії, які базуються на використанні методів ШІ, комп'ютерного зору та технології синтезу сенсорів для обробки зображень, дозволяють швидко й ефективно надавати оперативну інформацію в режимі реального часу. Це полегшує навантаження на оператора та автоматизує складні та трудомісткі завдання. Розроблені засоби використовуються в багатьох країнах світу для забезпечення реалізації широкого спектру критично важливих програм, наприклад, тактична розвідка, пожежогасіння, реагування на стихійні лиха, пошук і порятунок на морі тощо.

Найбільш відомою розробкою даного виробника є Overwatch AI – потужний програмний пакет, який надає широкий спектр автоматизованих функцій і можливостей, включаючи автоматичні режими пошуку та сканування, виявлення об'єктів, виявлення змін на досліджуваних об'єктах та територіях. Також дане програмне забезпечення є важливим інструментом підтримки прийняття рішень щодо швидкого та ефективного реагування на надзвичайні ситуації, такі як лісові пожежі, стихійні лиха, розливи нафти та хімічних речовин [14]. Приклад роботи програми Overwatch AI показано на рис. 6 [15].

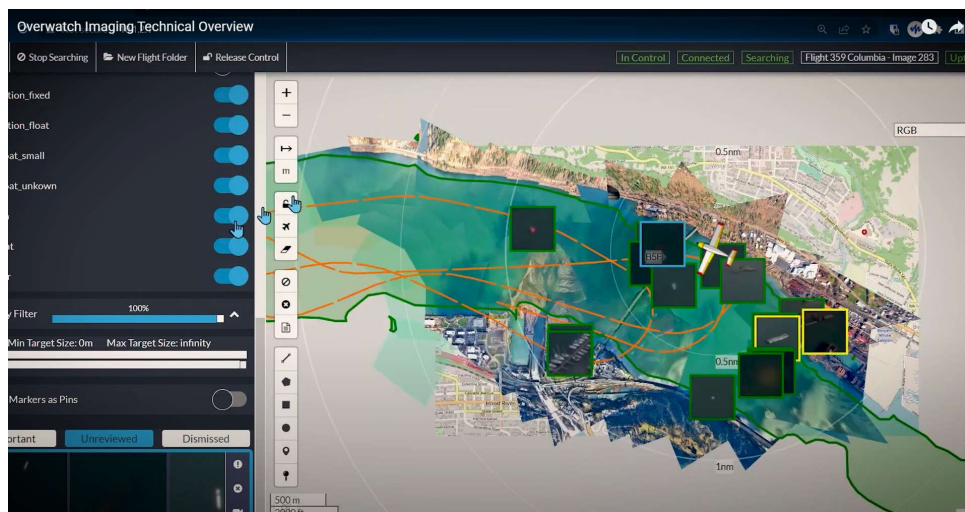


Рис. 6. Приклад роботи програмного забезпечення Overwatch AI

Програмне забезпечення компанії Tilak

Tilak є досвідченим розробником спеціального програмного забезпечення для комерційних і промислових дронів, БПЛА і безпілотних систем. Tilak має досвід у проєктуванні та розробці як настільного, так і вбудованого програмного забезпечення, а також є експертом з налаштування провідного програмного

забезпечення для дронів з відкритим кодом, такого як PX4 і ArduPilot. Також дана компанія розробляє спеціалізовані моделі ШІ та глибокого навчання для додатків БПЛА, таких як виявлення несправностей, розпізнавання об'єктів, відеовідстеження, уникнення перешкод і керування польотом на основі комп'ютерного зору. Дані моделі можна розгортати на таких платформах, як NVIDIA Jetson і Edge TPU.

Tilak розробив низку проєктів програмного забезпечення для дронів з відкритим кодом. Серед них TiPlot – універсальний інструмент аналізу для журналів даних дронів на базі Windows і Linux, а також сумісна з DJI версія широко використовуваного програмного забезпечення QGroundControl. Приклад вбудованого програмного забезпечення для дронів і робототехніки та програмне забезпечення для аналізу журналів даних дрона показано на рис. 7 та 8 [16].

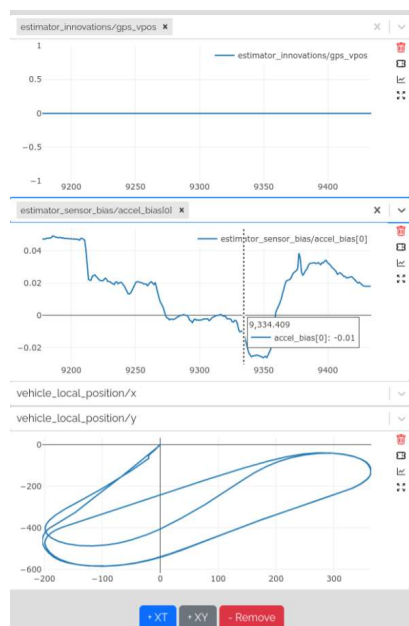


Рис. 7. Програмне забезпечення для аналізу журналів даних дрона

Висновки. Сучасні БПЛА є ефективним інструментом для вирішення широкого спектру завдань у різних сферах національного господарства та системі цивільного захисту. Їхня цінність полягає у здатності швидко та безпечно отримувати інформацію про досліджувані об'єкти або території без безпосередньої участі людини. Особливо актуальним є застосування БПЛА під

час НС, коли умови не дозволяють здійснити оперативне втручання персоналу через складний рельєф, бойові дії, забруднення або зруйновану інфраструктуру.

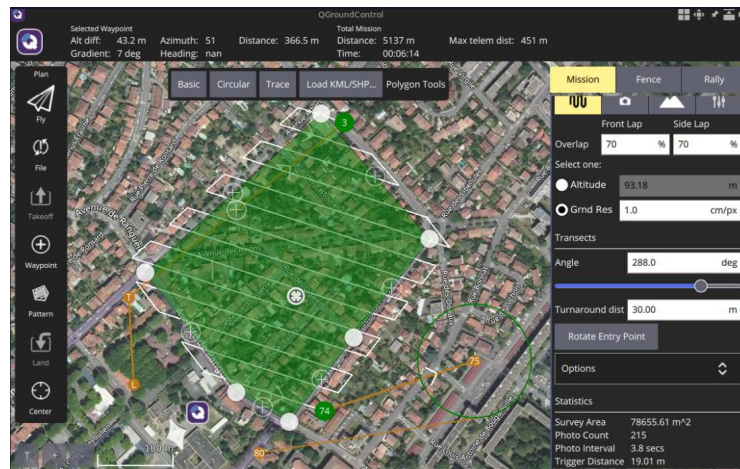


Рис. 8. Візуалізація результатів роботи програмного забезпечення QGroundControl

У таких випадках дистанційний моніторинг із використанням БПЛА значно знижує ризики для рятувальників і підвищує ефективність прийняття рішень. Для розв'язання подібних задач провідними компаніями створено спеціалізовані програмні засоби з елементами ШІ, зокрема TEKEVER Atlas, H3 Dynamics, gNext, Overwatch AI, TiPlot, QGroundControl тощо. Вони дозволяють здійснювати збір та аналіз даних, будувати 3D-моделі рельєфу й об'єктів, виявляти дефекти, передавати інформацію в реальному часі та частково автоматизувати процес управління.

Отже, впровадження технологій ШІ в апаратно-програмних комплексах на базі БПЛА є ключовим чинником підвищення ефективності в галузях безпеки, сільського господарства, будівництва та інших. Це забезпечує точну обробку великих обсягів даних, зменшує вплив людського фактору та відкриває перспективи створення інтелектуальних автономних систем.

Список джерел

1. Popov, O., Choch, V., Iatsyshyn, A., Kovach, V., Semenets-Orlova, I., & Iatsyshyn, A. (2024). Artificial intelligence application in remote UAV methods. In V. Babak & A. Zaporozhets (Eds.), *Systems, Decision and Control in Energy VI (Studies in Systems, Decision and Control, Vol. 561)*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-68372-5_11
2. What is the role of artificial intelligence in drone technology? (2023). Analytics Insight. <https://www.analyticsinsight.net/what-is-the-role-of-artificial-intelligence-in-drone-technology/>

3. Messaoudi, K., Oubbati, O. S., Rachedi, A., Lakas, A., Bendouma, T., & Chaib, N. (2023). A survey of UAV-based data collection: Challenges, solutions and future perspectives. *Journal of Network and Computer Applications*, 216, 103670. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2023.103670>
4. Poudel, S., & Moh, S. (2021). Hybrid path planning for efficient data collection in UAV-aided WSNs for emergency applications. *Sensors*, 21(8), 2839. <https://doi.org/10.3390/s21082839>
5. Duong, T. Q., Nguyen, L. D., & Nguyen, L. K. (2019). Practical optimisation of path planning and completion time of data collection for UAV-enabled disaster communications. In *Proceedings of the 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)* (pp. 372–377). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IWCMC.2019.8766511>
6. Erdelj, M., Król, M., & Natalizio, E. (2017). Wireless sensor networks and multi-UAV systems for natural disaster management. *Computer Networks*, 124, 72–86. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2017.05.021>
7. Wang, X., Hu, J., & Lin, H. (2020). An intelligent UAV based data aggregation strategy for IoT after disaster scenarios. In *Proceedings of the 2nd ACM MobiCom Workshop on Drone Assisted Wireless Communications for 5G and Beyond* (pp. 97–101). <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3414045.3415940>
8. Demiane, F., Sharafeddine, S., & Farhat, O. (2020). An optimized UAV trajectory planning for localization in disaster scenarios. *Computer Networks*, 179, 107378. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107378>
9. Tekever launches Tekever Atlas for UAV real-time and historical processing data. (2021). EDR Magazine. <https://www.edrmagazine.eu/tekever-launches-tekever-atlas-for-uav-real-time-and-historical-processing-data>
10. ATLAS real-time artificial intelligence analytics. (2022). Facebook Video. <https://www.facebook.com/watch/?v=425714036065790>
11. H3 Dynamics. (2022). Energy Innovation. https://energyinnovation.ema.gov.sg/files/EI2022/EI2022_H3Dynamics.pdf
12. H3 Dynamics annonce l'inspection automatisée des parcs solaires en raccordant ses robots avec les logiciels d'analyse de Sitemark. (2022). Business Wire. <https://www.businesswire.com/news/home/20220207005427/fr/>
13. Drone inspection software for digital 3D mapping & point cloud modeling. (2022). Unmanned Systems Technology. <https://www.unmannedsystemstechnology.com/company/gnext-labs/>
14. Automated imaging systems: Multispectral & EO/IR sensor payloads for airborne ISR & SAR. (2022). Unmanned Systems Technology. <https://www.unmannedsystemstechnology.com/company/overwatch-imaging/>
15. Overwatch Imaging technical overview. (2023). YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=CM2fJwY3Es8>
16. Software development for drones and embedded systems. (2023). Tilak. <https://tilak.io/>

CHAPTER XIII. ARTIFICIAL INTELLIGENCE USAGE FOR THE FORMATION OF GRAPHIC IMAGES

DOI

Romanyuk Oleksandr^{1[0000-0002-2245-3364]}, **Zavalniuk Yevhen**^{1[0009-0005-1202-4653]},

Bobko Oleksii^{1[0009-0000-1753-279X]}, **Stakhov Oleksii**^{1[0000-0002-4901-3211]},

Romanyuk Sergey^{2[0000-0002-6400-0021]}

¹Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, Ukraine

²Odesa National Polytechnic University, Odesa, Ukraine

rom8591@gmail.com

Abstract. In the work, it is analyzed the main aspects of artificial intelligence usage for the formation of graphic images. The main stages of the graphics pipeline for image formation and the prospects of applying artificial intelligence for their optimization are considered. Generative adversarial networks, diffusion models, transformers, ensemble learning methods, which are used for image generation, are characterized. Direct image generation as the alternative to the image formation using graphics editing tools is examined. The ways of optimizing the stages of 3D-model formation, texture generation, texture mapping, 3D-model's surface shading and formed image post-processing are analyzed in detail.

Keywords: rendering, generative adversarial networks, transformers, diffusion model, graphics pipeline.

Introduction. Current state of computer graphics technologies development is characterized by a constant increase of requirements to the realism and productivity of image formation. Formation of highly realistic images involves considering the geometric features of scene's object surfaces, optical properties of materials, key aspects of light interaction with the surface. At the same time, in the systems of virtual reality and interactive computer games it is necessary to provide the formation of images in the real-time mode. The development of artificial intelligence (AI) algorithms has significantly expanded the list of main approaches to image formation and processing. Therefore, AI usage gives the possibility to provide a highly realistic

and highly productive image creation at the same time. As a result, the analysis of applying AI for direct image generation and optimization of traditional image formation techniques is actual.

Literature Analysis and Problem Statement

Formation of graphic images [1] is a complex task, which includes a few key stages and uses different technologies for creating, editing, and visualizing the graphic content.

The process begins with the modelling [2], where artists create 3D-models of objects, using special software tools, precisely determining the forms, sizes and proportions of models. The next is texturing [3], where textures are mapped into the surfaces of 3D-models in order to provide them with the realistic appearances. After texturing, the lighting modelling stage begins [4], where the respective shadows and glares on objects are reproduced based on the normalized vectors [5,6] to light source and the viewer. Rendering [7] is the process, where all models, textures and lighting parameters are combined for the creation of final image. As a result, the color intensity is calculated for every point of image. Consequently, rendering can require significant computational resources of computer. There are different techniques of rendering, including rasterization and ray tracing. Rasterization [2] is fast and effective, but cannot provide such level of realism as ray tracing [2], which requires much more computational resources, while providing very realistic images, reproducing complex effects of lighting and shadowing. The process ends with a post-processing [8], which involves color correction, adding visual effects and other changes, which improve the general appearance of the final image.

The listed stages together create the graphics pipeline for image formation (Fig. 1) [9]. The sequence of graphics pipeline stages is general and may vary slightly in special cases.

At the same time, the fast development of AI gives the possibility of optimal object's polygonal model formation, generation of photorealistic textures, determination of appropriate lighting model at the respective stages of graphics

pipeline. Additionally, the direct generation of a highly realistic image based on the text description or three-dimensional object's model is possible.

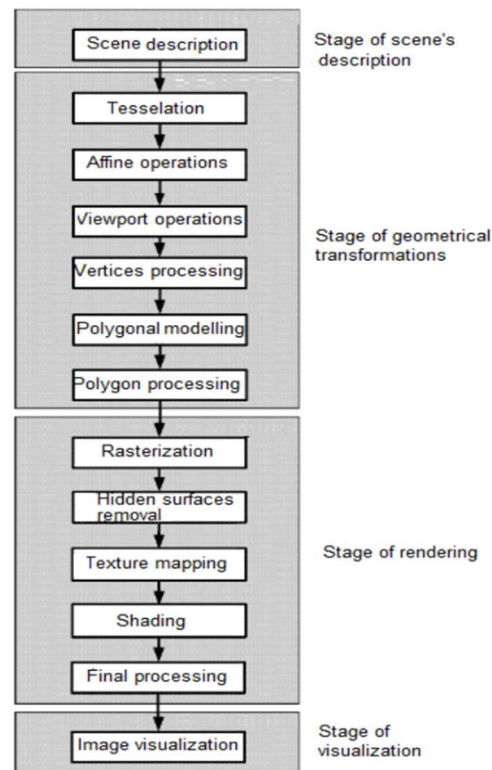


Fig. 1. Main stages of general graphics pipeline [9]

Therefore, AI tools give the possibility to effectively augment the current image formation methods. Hence, conducting the analysis of AI usage for image formation is actual.

Research Results

Main Neural Architectures and Methods for Image Generation

In the process of generating graphic images using AI, various neural network architectures are used, each of which has its own characteristics, advantages, and scope of application.

One of the most common directions is the use of Generative Adversarial Networks (GAN) [10]. This direction involves the interaction of two neural networks - a generator and a discriminator. The generator creates new images based on random input data or feature vectors, and the discriminator tries to distinguish the generated image from the real one. During the training process, both networks are improving, and eventually the generator begins to create images so realistic that the discriminator

cannot determine whether they are artificial. Conditional GANs (cGAN) [10] give the possibility to set additional conditions for generation. For example, the user can specify the category of the image. In particular, the Pix2Pix model [11] learns the transformation of an image from one type to another. For example, a satellite photo of a landscape is transformed into a map of the area. At the same time, paired samples of the original and transformed images are necessary during its training. CycleGAN [10], unlike cGAN, does not require using pairs of original and transformed images. The CycleGAN architecture involves the use of two generators and two discriminators. The first generator generates a transformed image based on the original, the second generator reconstructs the original based on the transformed image. As a result, cyclic consistency is ensured. A transformed image is generated in such way that original image can be reconstructed as accurately as possible. Progressive GAN (PGGAN) [10] lies in gradually increasing the sizes of the generator and discriminator during training. This provides a gradual formation of the image from low to high resolution. Wasserstein GAN (WGAN) [10] involves the use of an alternative error function Wasserstein distance, which provides more stable training on the data.

Another type of generative neural network are autoencoders [10], which are used for image compression and restoration. They consist of two parts: an encoder that converts an image into a compressed feature vector, and a decoder that uses this vector to reproduce or generate a new image. Unlike classical autoencoders, Variational Autoencoders (VAEs) work with probability distributions, which allow the model to learn the creation of new images that are variations of those already seen. As a rule, GANs provide clearer images compared to autoencoders.

Another important type of generative neural networks are diffusion models [12], which have become popular thanks to systems such as DALL·E 2, Stable Diffusion, and Midjourney [12]. These models work on the principle of gradual “cleaning” of noise. First, the model takes a random noisy array of pixels, and then, after hundreds or thousands of iterations, using the back diffusion process, transforms it into an ordered image that corresponds to a given text description. This approach ensures high

quality and detail of the generated images. Compared to GANs, diffusion models are characterized by more stable training, but less productive image generation.

Another important method is the use of transformers [13], which were originally developed for natural language processing, but later adapted for visual tasks. They provide the possibility to analyze a text query in a complex context, taking into account the semantic connections between words, emotional coloring and style. For example, the CLIP (Contrastive Language–Image Pretraining) model [14], developed by OpenAI, gives the possibility to compare text descriptions with visual images, find correspondences and form semantic connections. Transformers involve the use of attention mechanisms [13], which allow the model to "understand" which elements of the text description are the most important, and accordingly focus attention on generating key details of the image.

The method of image generation through combining several layers of different levels of abstraction — the so-called Hierarchical Generative Models — is gaining popularity. Image creation occurs in stages: first, the general structure of the scene is formed, then the main color arrays are filled, and only after that, small details, shadows, textures, and realistic effects are added.

In addition, there are ensemble methods that combine several models simultaneously [15]. In such systems, the result is generated by several different models, after which the best option is selected or several partial results are combined into a single composition. In particular, Y. Wang et al. [15] distinguish three directions for training GAN ensembles. Standard ensemble (eGANs) [15] lie in that the several GANs are trained on a dataset with random initial parameters. When generating an image, one of the models is randomly selected. Self-ensemble GANs (seGANs) [15] lie in that the each GAN in the ensemble is characterized by the same set of initial parameters and differs in the number of training iterations. Cascade GANs (cGANs) [15] are characterized by the use of a sequence of GANs. Each GAN improves the visualization results of the previous model, and the transition to the next GAN is carried out if the discriminator accuracy exceeds a certain threshold value.

One of the most promising and relatively new directions is the use of hybrid models that combine the capabilities of language and image processing in a single architectural space. They are able to analyze text queries more deeply, taking into account not only keywords, but also context, logic, stylistic features and even the hidden mood of the description. An example of a hybrid model is the combination of the CLIP model, which provides the analysis of correspondence between text and image, and VQGAN for image generation [16]. VQGAN (Vector Quantised GAN) is a modification of GAN, which lies in using a special codebook to improve the quality of the generated image.

Another promising direction is the use of reinforcement learning, when the model learns to improve results not only based on statistical correspondences, but also through "rewards" for high-quality images.

Key Aspects of Training Model for Image Generation

An important aspect of the process of generating graphical images using AI is training the model. To achieve high-quality generation, neural networks are trained on huge arrays of images accompanied by descriptions, tags or metadata. The model gradually learns to recognize patterns, structures, color schemes, compositional techniques and contextual connections between words and visual elements. For example, it remembers that the phrase "blue sky" is most often associated with a background, and "person in a coat" with a certain type of clothing. The more data the model receives, the more accurately it can generate relevant images. However, training on such arrays also creates the risk of accidentally reproducing fragments of existing images.

In addition, modern systems often use the Transfer Learning method - retraining already trained models on new, more specific data sets. This gives the possibility to adapt models to specific styles and genres. As a rule, transfer learning is used in cases of limited data, high complexity of training a model from scratch. An important innovation is LoRA (Low-Rank Adaptation) - a method of retraining models with minimal computing resources. The method lies in "freezing" the training parameters of a large model and training the parameters of additional small-sized matrices.

Stages of the Direct Image Generation Process

The process of generating graphic images using AI consists of several sequential stages that depend on the type of model used, but the general logic of such systems remains the same.

It all starts with entering a text description or other type of query — it can be a key phrase, a set of tags, an image, or a combination of them. Such a text query is called a “prompt” and is the basis for further work. The user formulates his vision of the desired result: for example, “a futuristic city at night, with neon lighting, in a cyberpunk style.”

The AI-system then interprets this query using a pre-trained transformer model that converts the text into a numerical representation—a feature space vector. This vector contains semantic information about objects, their relationships, styles, colors, spatial location, and more.

The next stage is the image generation itself. In the case of GAN [10], a special generator creates an initial image based on feature vectors, after which the discriminator evaluates its realism. Both networks work together until the generator learns to create the most plausible images. In diffusion models [12], the process begins with random noise — a matrix of random pixels, which is cleaned up in several hundred or thousand iterations and takes the form of an image according to the content of the query. The model constantly compares the intermediate results with the semantics of the entered description, adjusting the shape, color, shadows, proportions of objects and other visual characteristics. Fig. 2 shows an example of an image generated using the DALLÉ 3 model.

Once the image is generated, the user has the opportunity to modify it. In particular, the Neural Style Transfer method can be used to change the style. The neural network extracts contour or structural information from one image and style information from another, and then combines them into a new visual object. For example, images are transformed into "paintings" in the style of Van Gogh, Picasso, or modern artists.



Fig. 2. Example of generated image using DALLE 3 model

From a technical perspective, the entire image generation process is implemented on powerful graphics processing units (GPUs), which process large amounts of data and perform parallel calculations necessary to quickly generate high-quality images. The result is output as a finished digital image in JPEG, PNG or even PSD format.

Applying Artificial Intelligence at Different Stages of Graphics Pipeline

Let's analyze the application of AI at the following stages of the graphics pipeline [9]: polygonal model formation, texturing, shading, and post-processing.

Using AI to generate polygonal models is one of the promising technologies in 3D-graphics. A polygonal model is a 3D-model built from a large number of polygons that describe the surface of an object. Typically, creating such models requires complex manual labor and a large amount of time, but applying AI significantly optimizes this process.

One of the main directions of applying AI in creation of polygonal models is generation of three-dimensional objects on the basis of two-dimensional images. For example, AI models built on the basis of convolutional neural networks (CNN) can restore depth of a scene using so-called depth maps, which are then used to build a polygonal mesh. Another promising method is to use generative models to form 3D models based on text description. For example, DreamFusion [17] from Google allows to create detailed 3D model on the basis of given text. In Fig. 3 examples of DreamFusion generated 3D models based on text description are given.

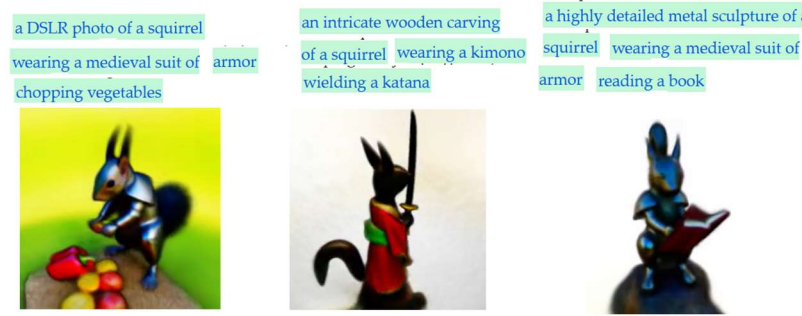


Fig. 3. Examples of generated 3D-models using DreamFusion [17]

Another direction is automated retopology [18]. This is the process of transforming an irregular polygonal model into an ordered, optimized model with fewer polygons [19] using AI or specialized algorithms, while preserving the object's shape and visual quality. Retopology is an important step in 3D-modeling, especially when the original model was created manually or generated by scanning or other methods, which often produce a large number of triangles without a logical structure. Such "dirty" geometry is not suitable for animation, real-time rendering, or integration into game engines. Modern automated retopology tools, such as ZRemesher in ZBrush, Quad Remesher, Instant Meshes, TopoGun, as well as individual AI solutions built into Blender, Houdini, and Maya, use a variety of algorithms: from heuristic and analytical to neural networks. The user can set parameters such as density limits and level of detail. More advanced algorithms are able to recognize anatomical features or logical parts of an object and independently determine where a higher mesh density is needed (for example, in places of animation), and where it can be reduced without loss of quality. In particular, scientists from the University of Berkeley (USA) are developing the Retopokill software tool [18] for optimizing polygonal models in Blender based on AI.

Let's consider a conceptual model of automated AI retopology of object models. First, the AI analyzes the surface of the object, identifying the main features of the shape: bends, protrusions, depressions. The system builds a surface curvature map, which determines where more polygons need to be placed to maintain accuracy, and where the mesh density can be reduced. The second stage is to determine the edge flow and guide curves of the model. The neural network analyzes the logic of building the topology: for example, how to place polygons around the eyes, mouth, joints, folds of the object. The

third stage is building the primary mesh. At this stage, the system forms a base mesh of regular quads or triangles. The algorithm automatically adjusts the sizes and locations of polygons to preserve the general contour of the surface, while minimizing the number of polygons and preventing the appearance of excess geometric elements. The next stage is to optimize the newly created topology. The algorithm corrects the placement of vertices, eliminates topological artifacts (for example, excess vertices). The mesh density can be corrected - for example, higher density in areas of the face where there will be deformation during animation, and lower in flat areas, such as the back. After that, attributes from the initial model are transferred - such as normal maps, textures. The final stage is the output of the final retopologized model, ready for export. The user is given the opportunity to compare the initial and optimized models, as well as manually make adjustments if necessary. In general, the direction of automated retopology is characterized by a significant amount of research, but the number of ready-made solutions in the form of plugins is insignificant. This is explained by the instability of the results of AI optimization of the polygonal model, imperfect training data sets.

AI can automate the texturing process by using large datasets to generate textures from existing images, which significantly speeds up and optimizes the workflow. The Texture Synthesis method [20] allows using the VGG-19 (CNN) model to generate a texture that matches a real photo. To determine the accuracy of texture generation, the Gram matrices for the reference and generated images are compared. Technologies such as GAN are used to increase the resolution of textures. In addition, AI can detect and automatically correct visual defects in textures.

The shading stage involves determining the color intensity of each pixel in the image. In computer graphics, there are a large number of shading methods [1], such as Gouraud shading, Phong shading, Flat shading, PBR shading, and others, which differ in the level of realism, performance, and stylization. The choice of a shading method usually depends on the context of the task: the scene, the material, the target graphics style (realistic or stylized), technical constraints, and the target device (game console, mobile device, render farm). AI can be effectively used to automatically select the shading method, which is especially useful in interactive rendering systems.

There are four directions of using AI to select a shading method for scene. The first method is to classify the scene by type. The neural network analyzes the input parameters (number of objects in the frame, presence of dynamic lighting, type of materials, type of game or application) and classifies it as corresponding to a certain style: realistic, stylized, technical, artistic, etc. Based on the analysis, the AI recommends the optimal shading method: for realistic scenes - PBR or Phong shading, for stylized - Toon shading, for prototype scenes or scenes of technical renderers - Flat shading. The second direction is the analysis of materials and lighting. The AI system can study the materials of the scene, their characteristics (surface shininess, roughness), the number of light and shadow sources, and on this basis predict which shading method will best convey the visual properties of the material. For example, if many shiny surfaces are detected, AI can recommend using Phong shading, if matte materials prevail, Gouraud shading, and in the case of complex materials (hair, fabric) - PBR shading. The third direction is performance optimization. It is possible to build a system that analyzes device resources, the number of objects in the scene, the frame rate and dynamically changes the shading method in real time. For example, on weak devices, it automatically turns on Flat shading or Gouraud, and on powerful devices, PBR with HDR lighting. The fourth option is to use generative models that, based on text queries, automatically "guess" which shading method best suits a given artistic style. For example, if the user enters the prompt "in the style of Japanese animation", AI applies Toon shading, and if the style is "post-apocalyptic photorealism", it selects PBR shading.

In addition to the choice of the surface shading method, the choice of the bidirectional reflectance distribution function (BRDF) [21-24] is important, which is used, in particular, to reproduce glare on object surfaces. BRDF is a key element in rendering, as it describes how light is reflected from a surface depending on the angle of incidence and observation. Different materials have their own unique reflection properties - for example, metal has a strong specular reflection, plastic - combined, and fabric - mainly diffuse. Traditionally, the selection of an appropriate BRDF model (e.g., Phong, Cook-Torrance) and adjustment of its parameters is performed manually, which requires a lot of experience. AI gives the possibility to automate this process. The process of selecting a BRDF using the AI method

begins with the analysis of input data - this can be photographs or scanned data of the object, a 3D model, or even a text description of the material. A neural network trained on a large database of examples automatically classifies the type of material, detects its properties (roughness, surface shininess) and matches them with BRDF models that best reflect the physical behavior of this material. For example, the system can automatically recognize that a shiny black surface is a lacquered plastic and select the appropriate BRDF with a microfacet structure.

Another direction is the use of neural networks to model unique BRDFs that cannot be described by classical analytical methods. Typically, such functions provide a compact approximation of measured data sets of the reflectance of materials. For example, the neural network proposed by Sztrajman et al. [25] takes as input the halfway and difference vectors, models the bidirectional reflectance distribution function and provides prediction of the RGB components of the color intensity. The calculation time of the neural network BRDF is comparable to the calculation time of the analytical BRDFs. Only 675 parameters are stored. In the standard case, this would require storing a large table of measured data and applying decomposition methods to it.

In addition, modern AI systems can not only select a BRDF model, but also optimize its parameters, such as roughness, shininess, albedo. This is achieved through inverse rendering methods. A common direction of inverse rendering is the use of neural radiance fields (NeRF) [26-28], which lie in predicting for selected points radiance values and volumetric densities based on input photos. Based on the predicted data, volumetric rendering methods are applied and the final image is formed. Similarly, specialized neural rendering methods have been proposed for the reconstruction of BRDF values. The NeRO method [29] provides the reconstruction of surface geometry and BRDF values by directly using the rendering equation, as well as separate multilayer perceptrons for modeling direct and indirect illumination.

When rendering 3D scenes, it is useful to select the optimal colors of materials. For example, cold colors of materials can convey the atmosphere of the evening, and warm ones - a cozy environment. AI can select the color for objects depending on their role, the general atmosphere of the scene and lighting. If the object should attract attention, AI will

choose more saturated, contrasting colors; if the object is secondary – muted, background colors. When selecting colors, AI systems can use the rules of color science (color circles, contrast and complement theories), as well as databases of trend combinations - for example, from Pinterest, Behance or Adobe Color.

The post-processing stage of the generated image is also characterized by the wide possibilities of using AI. In particular, AI is used for anti-aliasing, improving texture detail level, correcting lighting and shadows, and changing the image style. Anti-aliasing is the process of smoothing out the jagged edges that appear when generating images with limited resolution of the display device. Traditional anti-aliasing methods (SSAA, MSAA, FXAA, TAA) cope with this task quite well, but have their limitations: high load on the GPU, image blurring, problems with details or motion effects. The use of AI gives the possibility to achieve better anti-aliasing quality with lower resource consumption and with a smarter approach to preserving details.

Let's consider AI-based anti-aliasing methods: DLSS, DLAA, FSR, XeSS, as well as the new concept of Smart Anti-Aliasing.

A well-known example of combining SSAA (Super Sampling Anti-Aliasing) and AI is Nvidia's Deep Learning Super Sampling (DLSS) technology. DLSS [30] lies in that the deep neural network is trained on the pairs "low resolution + artifacts" - "high resolution without aliasing". During rendering, the image is formed in low resolution and intelligently scaled.

Another technology Nvidia DLAA (Deep Learning Anti-Aliasing) [30], unlike DLSS, involves preserving the original resolution. A special intelligent technology is used to smooth the contours. In general, the image processing process is of higher quality, but less productive compared to DLSS.

Intel XeSS technology [31] uses machine learning for smoothing and scaling, working even on third-party video cards.

AMD FidelityFX Super Resolution (FSR) [32] 4 also provides increased image resolution and is evolving towards integration with AI.

Traditional Temporal Anti-Aliasing (TAA) uses information from previous frames to smooth the image, but has drawbacks such as motion blur. AI can analyze frames more

deeply and adapt anti-aliasing much more accurately. For example, K. Herveau et al. [33] proposed using CNNs to predict the values of two filters used to combine the rendered frame and information from previous frames.

Let's analyze the concept of Smart Anti-Aliasing. In future implementations, AI will be able to understand what is depicted in the scene. For example, if an edge belongs to a character's face, one type of anti-aliasing is applied, and if it is part of the distant background, another, less expensive type.

This is a step towards fully integrating AI into graphics pipelines.

Let's compare classical and AI anti-aliasing methods (Table 1) according to the criteria of "productivity", "smoothing quality", "detail preservation", "dependency on resolution", "scene adaptation", "training on data", "GPU support", "application".

Table 1

Comparison of classical and AI-based anti-aliasing methods

Characteristics	Classical methods (SSAA, FXAA, MSAA, TAA)	AI-based methods (DLSS, DLAA, XeSS, FSR)
Productivity	Average or low	High
Smoothing quality	Good, but often with artifacts (blur, ghosting)	High accuracy, minimum artifacts
Detail preservation	Fine textures are often blurred	The sharpness of edges and details is preserved
Dependency on resolution	Work better when the screen resolution is high	Efficient even when screen resolution is relatively low
Scene adaptation	Fixed approach	Dynamic adaptation to the motion and context of scene
Training on data	Absent	Big datasets are used
GPU support	High compability	Require special hardware (like tensor cores) and API
Application	Universal (games, UI, video)	Mainly in games with AI support

The advantages of AI anti-aliasing are higher quality of smoothing, which is performed only where needed, fewer artifacts, and adaptation to the scene context.

Let's consider the main modern AI anti-aliasing methods in more detail (Table 2).

Table 2

Examples of modern AI-based methods of anti-aliasing

Title	Developer	Technology	Characteristics	Accessibility
DLSS 4	NVIDIA	Super Sampling+AI	Frame Generation, high-quality smoothing	RTX 50, partially RTX 20+
DLAA	NVIDIA	AI Anti-Aliasing	Focused on quality without scaling	RTX 20+
XeSS	Intel	AI Upscaling	Performs best with Intel Arc, supports other GPUs	Intel Arc, Xe-LP, AMD, NVIDIA
FSR 4	AMD	AI Upscaling	Introducing AI-upscaling for a high quality smoothing	AMD RX 9070/ 9070 XT

Therefore, AI upscaling is broadly used to increase the resolution and quality of images. Rendering at low resolution before upscaling provides efficient generation of 3D-frames.

Conclusions. In the work, it is analyzed the usage of AI for generating graphic images. Diffusion models, GANs, and transformers are most often used to generate images. Transformers effectively analyze the semantics of a text query. GANs generate realistic images, but their training is unstable. Diffusion models generate high-quality images and are stably trained, but are less productive. Direct image generation significantly saves image creation time compared to using traditional graphic tools. The use of AI at different stages of the graphics pipeline gives a possibility to generate a 3D-model and texture from a photo, optimize a 3D-model, select a shading method, encode tabular values of the light reflection model, select material colors, and improve the quality of image post-processing.

References

1. Романюк, О. Н., Романюк, О. В., & Чехместрук, Р. Ю. (2023). *Комп'ютерна графіка*. БНТУ.
2. Akenine-Möller, T., Haines, E., & Hoffman, N. (2018). *Real-Time Rendering, Fourth Edition*. CRC Press LLC.
3. Ebert, D. S., Musgrave, F. K., Peachey, D., Perlin, K., & Worley, S. (2002). *Texturing & Modeling: A Procedural Approach, Third Edition*. Morgan Kaufmann.
4. Birn, J. (2006). *Digital Lighting and Rendering*. Pearson Education, Limited.
5. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Bobko, O., Arsenyuk, I., Romanyuk, O., Sachaniuk-Kavets'ka, N., Nykyforova, L., Kotyra, A., Kozbakova, A., & Kalizhanova, A. (2024). Method of combined vector normalization of 3-D objects. In *Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High Energy Physics Experiments 2024* (Art. no. 134000O). SPIE.

6. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Mykhaylov, P., Chekhmestruk, R., Titova, N., & Romanyuk, S. (2024). Accelerated Vector Normalization for Rendering Tasks. In *2024 14th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT)* (pp. 640–644). IEEE. <https://doi.org/10.1109/acit62333.2024.10712602>.
7. Pharr, M., Humphreys, G., & Jakob, W. (2016). *Physically Based Rendering: From Theory to Implementation*. Elsevier Science & Technology Books.
8. Blinn, J. (1996). *Jim Blinn's corner: A trip down the graphics pipeline*. Morgan Kaufmann Publishers.
9. Romanyuk, O. N., Bobko, O. L., Zavalniuk, Y. K., Titova, N. V., Romanyuk, S. O., & Stakhov, O. Y. (2024). Analysis of graphics pipelines stages. In *Innovation in modern science ' 2024* (pp. 71–80). ScientificWorld-NetAkhatAV.
10. Langr, J., & Bok, V. (2019). *GANs in action*. Manning.
11. Завальнюк, Є. К., Романюк, О. Н., & Коробейнікова, Т. І. (2023). Високопродуктивне нейромережеве зафарбовування тривимірних фігур на основі моделі Pix2Pix. *Прикладні питання математичного моделювання*, 6(1), 54–65.
12. Das, D. (2023, October 21). *How does MidJourney create images in real time?* Medium. <https://medium.com/hackrlife/how-does-midjourney-create-images-in-real-time-a07fad2df3da>
13. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uzokoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. In *NIPS 2017* (pp. 6000–6010).
14. Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askell, A., Mishkin, P., Clark, J., Krueger, G., & Sutskever, I. (2021). Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision. In *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning* (pp. 8748–8763).
15. Wang, Y., Zhang, L., & van de Weijer, J. (2016). Ensembles of Generative Adversarial Networks. In *Workshop on Adversarial Training, NIPS 2016*.
16. Crowson, K., Biderman, S., Kornis, D., Stander, D., Hallahan, E., Castriato, L., & Raff, E. (2022). VQGAN-CLIP: Open Domain Image Generation and Editing with Natural Language Guidance. In *Computer Vision – ECCV 2022* (pp. 88–105).
17. Poole, B., Jain, A., Barron, J. T., & Mildenhall, B. (2022). *DreamFusion: Text-to-3D using 2D Diffusion*. DreamFusion3D. <https://dreamfusion3d.github.io/>
18. AI Retopology for 3D Modeling. (2025). *Alpha3D*. <https://www.alpha3d.io/kb/3d-modelling/ai-retopology/>
19. Romanyuk, O., & Zavalniuk, Y. (2024). Deep learning-based determination of optimal triangles number of graphic object's polygonal model. In *IntelITSIS'2024* (pp. 39–51). CEUR.
20. Gatys, L. A., Ecker, A. S., & Bethge, M. (2015). Texture synthesis using convolutional neural networks. In *NIPS'15* (pp. 262–270). MIT Press.
21. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Pavlov, S., Chekhmestruk, R., Bondarenko, B., Koval, T., Kalizhanova, A., & Iskakova, A. (2023). New surface reflectance model with the combination of two cubic functions usage. *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Środowiska*, 13(3), 101–106.

22. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Romanyuk, O., Snigur, A., Titova, N., & Maidaniuk, V. (2023). The development of physically correct reflectance model based on logarithm function. In *2023 13th international conference on advanced computer information technologies (ACIT)* (pp. 483–487). IEEE.
23. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Titova, N. V., Kaduk, O., Wójcik, W., Kalimoldayev, M., & Shermantayeva, Z. (2023). Optical system visualization of combined reflectance model based on cubic and quadratic functions. In *Optical fibers and their applications 2023*. SPIE.
24. Romanyuk, O., Lytvynenko, V., & Zavalniuk, Y. (2025). Modified cosine-quadratic reflectance model. *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Środowiska*, 15(1), 45–48.
25. Sztrajman, A., Rainer, G., Ritschel, T., & Weyrich, T. (2021). Neural BRDF Representation and Importance Sampling. *Computer Graphics Forum*, 40(6), 332–346.
26. Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R., & Ng, R. (2022). NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis. *Communications of the ACM*, 85(1), 99–106.
27. Romanyuk, O., Zavalniuk, E., Korobeinikova, T., Titova, N., & Romanyuk, S. (2021). The overview of neural rendering. *Modern engineering and innovative technologies*, Issue № 27, Part 1, 129–134.
28. Завальнюк, Є. К., & Романюк, О. Н. (2024). Використання штучного інтелекту в тривимірній графіці. У *Штучний інтелект у науці та освіті (AISE 2024)* (с. 364–366). УкрІНТЕІ.
29. Liu, Y., Wang, P., Lin, C., Long, X., Wang, J., Liu, L., Komura, T., & Wang, W. (2023). NeRO: Neural Geometry and BRDF Reconstruction of Reflective Objects from Multiview Images. *ACM Transactions on Graphics*, 42(4), 1–22.
30. *NVIDIA DLSS 4*. (2025). NVIDIA. <https://www.nvidia.com/en-us/geforce/technologies/dlss/>
31. *What is Intel XeSS ?* (2025). Corsair. <https://www.corsair.com/us/en/explorer/gamer/gaming-pcs/what-is-intel-xess/>
32. warren_eng. (2025). *Game-Changing Updates: FSR 4, AFMF 2.1, AI-Powered Features & More!* Community.AMD. <https://community.amd.com/t5/gaming/game-changing-updates-fsr-4-afmf-2-1-ai-powered-features-amp/ba-p/748504>
33. Herveau, K., Piochowiak, M., & Dachsbacher, C. (2023). Minimal Convolutional Neural Networks for Temporal Anti Aliasing. In *High-Performance Graphics* (p. 33–41).

РОЗДІЛ XIV. ВИКОРИСТАННЯ СЕМАНТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА REINFORCEMENT LEARNING У ПОБУДОВІ ПЕРСОНАЛЬНИХ ШЛЯХІВ НАВЧАННЯ

DOI

Рогушина Юлія^{1,2}[0000-0001-7958-2557], Гришанова Ірина¹[0000-0003-4999-6294]

¹Інститут програмних систем Національної академії наук України, Київ, Україна

²Інститут цифровізації освіти Національної академії педагогічних наук України,
Київ, Україна

i26031966@gmail.com, ladamandraka2010@gmail.com

Анотація. Досліджуються проблеми персоналізації навчального процесу в умовах цифрової трансформації та застосування сучасних семантичних технологій для її підтримки. Розглядаються існуючі стандарти та засоби збереження, пошуку та повторного застосування навчальних об'єктів на основі їх семантичного аналізу, що спрямований на розробку персональних шляхів навчання відповідно до індивідуальних потреб студента, його знань та освітніх цілей. Запропоновано застосування методів машинного навчання з підкріпленням для побудови персональних навчальних шляхів на основі концепції композиції сервісів: навчальні об'єкти інтерпретуються як сервіси з параметрами якості QoS. Розроблено модифікований метод машинного навчання Rule-based QoS-based Q-Learning, який забезпечує адаптивне вдосконалення стратегії вибору у динамічних середовищах, запобігання зациклювань та неефективних дій. Досліджено програмну реалізацію метода, проаналізовано перспективи подальших досліджень на основі глибокого Q-навчання та розширення механізмів роботи з динамічними середовищами.

Ключові слова: навчальний об'єкт, персональний навчальний шлях, Q-learning, навчання з підкріпленням.

USE OF SEMANTIC TECHNOLOGIES AND REINFORCEMENT
LEARNING IN CONSTRUCTION OF PERSONAL LEARNING PATHWAYS

Rogushyna Julia^{1,2}, Gryshanova Iryna¹

Abstract. This study explores the challenges of personalizing the learning process in the context of digital transformation and the use of modern semantic technologies that support this process. We consider existing semantic-based standards and tools for storing, retrieval and reuse learning objects. Their semantic analysis focuses on construction personal learning pathways (PLPs) according to individual needs, knowledge and learning goals of students. We propose the application of reinforcement learning methods for PLP constructing based on the concept of service composition: learning objects are interpreted as services with quality of service (QoS) parameters. A modified reinforcement learning method, Rule-based QoS-based Q-Learning, is developed to enable adaptive improvement of strategy selection in dynamic environments, prevent looping and eliminate inefficient actions. The study also represents a software implementation of the proposed method and analyzes prospects for further research, including deep Q-learning and enhanced mechanisms for handling dynamic environments.

Keywords: learning object, personal learning pathway, Q-learning, reinforcement learning.

Вступ. Цифрове освітнє середовище забезпечує доступ до великої кількості навчальних ресурсів, які можуть бути використані для персоналізації навчання відповідно до індивідуальних особливостей сприйняття інформації, уподобань та різноманітних додаткових знань та навичок. Але саме кількість, обсяг, динамічність та гетерогенність таких ресурсів потребують застосування сучасних семантичних технологій для автоматизації пошуку, аналізу та інтеграції цих *інформаційних об'єктів* (ІО), що супроводжується стандартизованими метаданими.

Процес цифрової трансформації освіти вимагає чіткої формалізації елементів екосистеми навчання та її основних задач для вибору відповідних інформаційних технологій обробки знань та створення відповідних програмних рішень.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Персоналізація навчання (Groff, 2017) є однією з важливих тенденцій розвитку освіти впродовж десятиків років, яка

викликає велику зацікавленість наукової спільноти (Shemshack & Spector, 2020). Але цифрова трансформація сфери освіти значно змінює виклики та тенденції досліджень у цій сфері, потребує більш широкого запровадження семантичних технологій, Data Mining, обробки Big Data та елементів штучного інтелекту.

Можна виокремити кілька рівнів такої персоналізації:

- вибір майбутньої професії або сфери діяльності $s \in S$, що визначає набір потрібних компетенцій $\{q_i\} = s$ та вибір установи $ins \in Ins$, що надає релевантні освітні послуги $\forall q_i \exists LC(ins)$;
- визначення набору *навчальних курсів* (Learning Course, LC), які можуть бути використані здобувачем для отримання компетенцій $\{q_i\} = s$ для $s \in S$ (залежно від знань та навичок здобувача освіти) $\{l_j\}$ таких, що $\forall l_j, j = \overline{1, n}, \exists q_i \in s$ – цей етап традиційно пов’язують із побудовою *індивідуальної освітньої траєкторії* (IOT) здобувача;
- визначення припустимих послідовностей вивчення LC та вибір оптимальної з них для конкретного здобувача (відповідно до його індивідуальних цілей, здібностей та можливостей);
- вибір викладача $a = Staff(fns)$, співпраця з яким має забезпечити найбільш ефективний навчальний процес;
- визначення набору *навчальних об’єктів* (Learning Object, LO), що містять інформацію, що необхідна конкретному здобувачу для вивчення певного LC;
- визначення індивідуальної послідовності вивчення LO (PLP, (*Personal Learning Pathway*)) (Chen, 2008) з урахуванням наявних знань та навичок здобувача для успішного вивчення певного LO.

Усі ці етапи потребують застосування знань як щодо предметної області (ПрО) навчання та пертинентних LO, так і щодо самого здобувача. На вищих рівнях персоналізації здобувач має більше можливостей для особистого прийняття рішень відповідно до власних уподобань та уявлень про майбутню професійну діяльність. Але нижчі рівні такої персоналізації потребують структурованого уявлення щодо ПрО та специфіку її вивчення, припустимі

послідовності вивчення окремих дисциплін, розуміння взаємозв'язків між окремими компетенціями та навичками тощо, які повинен мати викладач. Тому на цих етапах процес персоналізації навчання має здійснюватися у співпраці між здобувачем та викладачем.

Слід відмітити, що з точки зору алгоритмів, які використовуються для визначення припустимих послідовностей вивчення LC та LO, немає принципової відмінності між вибором LO та LC. Але описи LC та LO не тільки різняться рівнем деталізації (для LC це LO та їх параметри, а для LO – компетенції відповідного курсу), а й кількістю елементів, що використовуються для співставлення: у побудові послідовності вибору LC у ІОТ, як правило, враховують не більше кількох десятків доступних LC, а зазвичай – значно менше, а їх вхідні та вихідні параметри теж обмежуються досить узагальненими компетенціями цих LC, тоді як вибір припустимих послідовностей вивчення LO для певного курсу може потребувати аналізу сотень об'єктів, для кожного з яких вхідні та вихідні параметри можуть обиратися з великої кількості компетенцій нижчого рівня деталізації – наприклад, знання окремих визначень, вміння доводити твердження та теореми.

LO – це базові елементи процесу навчання. Кожен LO – це автономна сукупність відомостей, що об'єднані на основі навчальної цілі. До LO відносяться лекційні матеріали (як текстові, так і мультимедійні), практичні завдання, засоби контролю та оцінювання отриманих знань та навичок. Основна відмінністю LO від інших типів ІО – наявність формалізованих метаописів, які визначають роль LO у навчальному процесі та характеризують їх контент. Певна автономність дозволяє повторно використовувати LO у складі різних навчальних програм (Korpi, Bogle & Bogle, 2005).

Для того, щоб надати можливість пошуку та повторного використання LO, вони супроводжуються метаданими, які відображають різні аспекти їх створення, тематики, доступу, форм подання та особливостей застосування в освітньому процесі. Схеми метаданих, що використовуються в різних репозиторіях, можуть базуватися на різних загальнозживаних стандартах

метаданих залежно від специфіки та цілей створення репозиторію. При цьому можуть використовуватися як універсальні стандарти опису метаданих (наприклад, Dublin Core), так і стандарти, які створені спеціально саме для опису навчальних матеріалів (наприклад, IEEE LOM та SCORM).

Такі метадані дозволяють формалізувати відомості про атрибути LO (формат LO, розробник LO, власник, ключові слова, релевантні LC, тривалість вивчення, дата створення тощо) та про LC, які використовують ці LO (розробник, результуючі та вхідні компетенції).

Наступною важливою проблемою у персоналізації навчання є складність LC та тих LO, що можуть використовуватися для його вивчення. В цьому дослідженні ми не аналізуємо складність LO для сприйняття або відносну складність певних галузей знань. Ми розглядаємо лише два структурні аспекти складності таких IO, а саме: 1. кількість об'єктів (компетенцій, LO, інших LC), що є необхідною умовою вивчення LO або LC; 2. кількість компетенцій (навичок, знань), які здобувач може отримати в результаті вивчення відповідного LO або LC. Саме ці параметри визначають обчислювальну складність та час побудови можливих маршрутів навчання. Складність LC певним чином корелюється з набором компетенцій здобувачів освіти та з їх віком – дорослі здобувачі частіше вдосконалюють свій професійний рівень, а не вивчають певну спеціальність “з нуля”. Крім того, дорослі здобувачі зазвичай мають значно більший професійний досвід та володіють більшим набором компетенцій, знань та навичок, що семантично пов'язані з тими LC, що вони планують вивчити (або хоча б мають значно глибше уявлення про потенційні результати навчання, ніж здобувачі освіти молодшого віку).

Задача побудови IOT, яку вирішує андрагог (викладач, що навчає дорослих), має більшу обчислювальну складність, тому що потребує співставлення складніших IO – метаописів LC та профілів здобувачів. Потрібно генерувати та порівнювати значно більший набір потенційно припустимих маршрутів навчання, які можуть бути представлені через частково впорядковані множини

ЛО. Крім того, потрібно брати до уваги, що LO та LC, що містяться у репозиторіях, а також умови доступу до них, теж можуть змінюватися.

В даному дослідженні ми використовуємо компетенції як основний механізм співставлення IO різних типів. Термін “Компетенція” використовується у розумінні (Rogushina & Priyma, 2017). В якості зовнішніх джерел знань щодо компетенцій та їх зв’язків можуть використовуватися ESCO (European Skills, Competences, Qualifications and Occupations, <https://ec.europa.eu/esco/portal/home>) – багатомовний класифікатор навичок, компетентностей, кваліфікації та професій, та інші стандарти, наприклад, RCD (ReasonableCompetency Definition) (de-Marcos et al., 2008) і SRCM (Simple Reasable Competency Mapping) (Lundqvist, Baker & Williams, 2008).

Результати дослідження. Щоб знайти оптимальну послідовність вивчення LO конкретним студентом, викладачу потрібно виконати наступні кроки семантичного аналізу :

- побудувати множину компетенцій для LC, що поділяються на дві групи – вхідні (ті, що необхідні для вивчення LC) та вихідні (ті, які є результатом вивчення цього LC): саме елементи цієї множини використовуються для опису LO, що пертинентні курсу: для цього можуть бути використані зовнішні класифікатори компетенцій, такі як ESCO, але викладачу потрібно відібрати тільки ті компетенції, що потрібні для конкретного LC;

- на основі аналізу метаданих LO, їх ключових слів, структурованих анотацій тощо побудувати вхідні та вихідні компетенції для кожного релевантного LO з цього набору (можуть бути використані RDF-описи, елементи стандартів, семантична розмітка тощо);

- визначити набір компетенцій студента, для якого генерується план навчання;

- побудувати припустимі послідовності вивчення LO, де для вивчення кожного наступного LO студент повинен мати всі його вхідні компетенції, отримавши їх в результаті вивчення попередніх LO або з власного досвіду до початку навчання.

З точки зору компетентнісного підходу будь-яке навчання може розглядатися як процес розширення набору компетенцій певної особи або колективу. Важливо звернути увагу, що при цьому розглядається не весь набір компетенцій, а тільки та його підмножина, що пертинентна певному LO. Відповідно до специфіки курсу та гетерогенності потенційних студентів можуть застосовуватися різні набори компетенцій, які базуються як на національних та міжнародних стандартах опису компетенцій, професій та кваліфікацій (більш характерно для формального навчання), так і на різноманітних внутрішніх правилах спільноти (більш характерно для неформального та інформального навчання). Крім того, викладач може самостійно поповнювати або зменшувати цей набір компетенцій.

Приміром, якщо виявляється, що не всі студенти мають достатній рівень розуміння всіх тих природних мов, якими викладено контент LO, то доцільно додати необхідний рівень розуміння певної мови для кожного LO. Це дозволить відбирати для кожного студента LO тими мовами, які він знає. Протилежний варіант – підвищення кваліфікації групи осіб певної спеціальності (тобто вони мають певний набір компетенцій), і тоді видалення цих компетенцій з вхідних умов LO дозволить зменшити час пошуку персональних шляхів навчання.

$St(l_o \{C_{in}\}) \models \{C_{out}\}$, де l_o – LO, $\{C_{in}\}$ – множина компетенцій, які обов’язково потребує здобувач до початку вивчення l_o ; $\{C_{out}\}$ – множина компетенцій здобувача після початку вивчення l_o , $\{C_{in}\} \subset \{C_{out}\}$. У персоналізованому навчанні додається додатковий параметр $St_{in}(l \in \Phi \subseteq \{C_{in}\} \cup \{C_{out}\})$, що характеризує наявні компетенції здобувача $l \in LE$. Якщо $\exists c \in \{C_{in}\} \not\subseteq St_{in}(l \in \Phi)$, то здобувач має недостатній набір компетенцій для того, щоб вивчати певний курс. Якщо $\exists c \in \{C_{out}\} \not\subseteq St_{in}(l \in \Phi)$ (здобувач вже має певні результуючі компетенції курсу), то його PLP може бути скорочений.

Викладач може здобувати ці відомості з метаданих LO у репозиторіях (наприклад, у форматі RDF-трійок “LO-вхідні дані-компетенція” та “LO-вихідні дані-компетенція”) або з інших джерел, але має інтегрувати їх з набором

компетенцій курсу, для якого потрібно створювати PLP (Rogushyna, & Gladun, 2024b).

Ми пропонуємо для автоматизації цього процесу використовувати індивідуальні вікірепозиторії, що будуються на основі семантичного розширення вікітехнології. В такому випадку для побудови наборів LO з відповідними властивостями потрібно спочатку внести до репозиторію потрібні об'єкти, створивши відповідні вікісторінки, та побудувати їх метаописи (в якості тегів семантичної розмітки використовуються компетенції LO), а потім зі сторінки LC виконувати вбудовані запити (Rogushina & Gladun, 2024b).

Такий запит може мати наступний вигляд:

```
{{#ask:
[[Категорія:LO]]
[[LC::{{{PAGENAME}}}
[[Language::Ukrainian]]
[[Рік розробки::>2020]] [[Доступ::>Free]]
|?Input competence
|?Output competence
|?Рік розробки
|?Definition
|format=broadtable |link=all |headers=show |searchlabel=...|class=sortable wikitable smwtable }}
```

В результаті виконання запиту генерується таблиця з полями, що визначені у запиті, яка містить актуальний опис LO у репозиторії. Важливо, що для створення переліку LO для нових курсів достатньо просто додавати цей код до сторінки LC без змін (рис.1). Важливо, що середовище Semantic MediaWiki дозволяє конвертувати результати семантичних запитів у RDF, і це забезпечує додаткові можливості їх використання в інших застосунках. Аналогічно виконується пошук компетенцій певного LC.

Прикладом такого репозиторію є ActiveBook, що дозволяє зберігати відомості щодо матеріалів з відкритих структурованих джерел (бібліотек університетів та дослідницьких інститутів, репозиторіїв LO, корпоративних порталів). Семантична розмітка ресурсів базується на онтології освітніх ресурсів, що інтегрує стандарти схем метаданих для освітніх ресурсів та

забезпечує інтероперабельність контенту. Система містить розширюваний набір шаблонів, які описують структуру різних типів LO, підтримує пошук та співставлення на семантичному рівні таких складних IO, як «Підручник», «Спеціальність», «Компетенція» тощо. Система реалізована на основі Semantic MediaWiki.

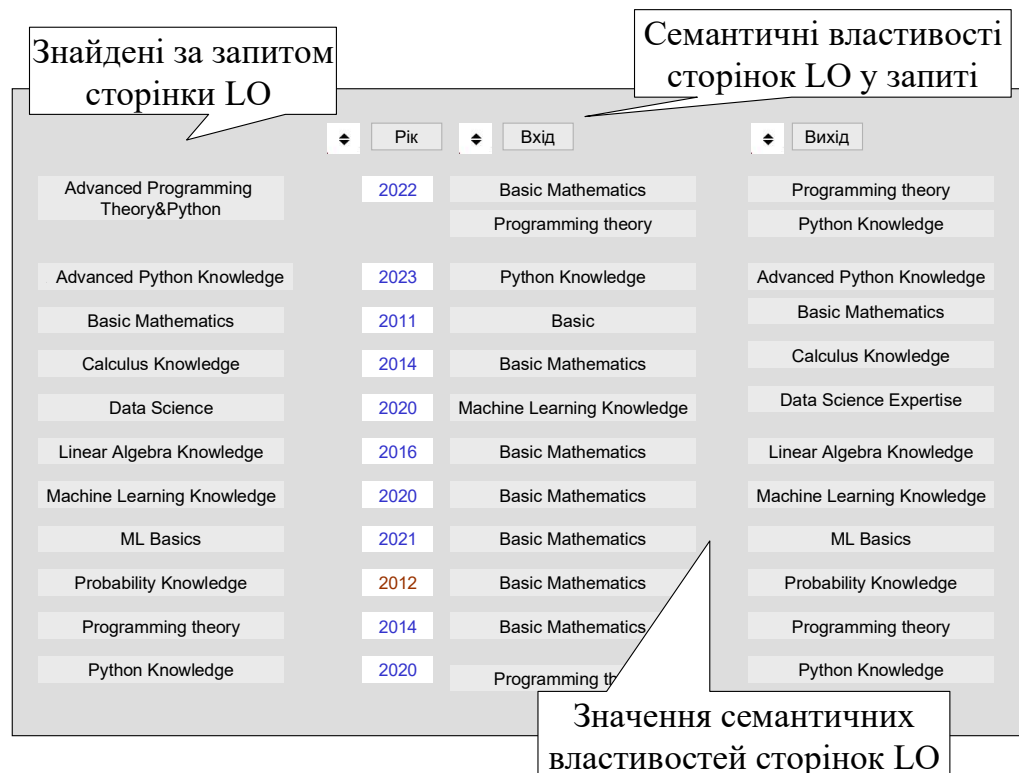


Рис.1. Пошук властивостей LO у репозиторії ActiveBook

Важливою перевагою такого технологічного рішення є те, що той самий LO може бути семантично розмічений різними викладачами відповідно до особливостей різних LC, і ці елементи розмітки не будуть конфліктувати між собою, а, навпаки, можуть використовуватися спільно. Крім того, використання відкритого програмного забезпечення та відкритих форматів забезпечує повторне використання знань щодо структури та призначення LO та відповідає принципам FAIR (Jacobsen et al., 2020).

Використання машинного навчання для побудови PLP

Після того, як визначено умови вивчення LC, результуючі компетенції курсу, наявні компетенції здобувача та характеристики наявних LO, що можуть бути використані в процесі навчання, потрібно побудувати PLP – послідовність

того, як студент буде здобувати знання та навички з цих LO. Пропонується використовувати для цього інтерпретацію LO як сервісів (Uc-Cetina et al., 2015), а побудову PLP – як генерацію композитного сервісу за визначеними вимогами (Гришанова & Рогушина, 2024b). Це дозволяє абстрагуватися від окремих схем та стандартів опису LO та LC в різних репозиторіях, а також більш формально аналізувати критерії та обмеження на побудову навчального маршруту, включаючи послідовність навчальних об'єктів, залежності між ними, вимоги до попередніх знань, параметри якості навчання, такі як час освоєння, складність, вартість та адаптація до потреб студента.

Кожен сервіс визначається: входами – множиною вхідних параметрів (які дані необхідні для виклику сервісу), виходами – множиною вихідних результатів (які результати він повертає після виконання); функціоналом з перетворення середовища та множиною параметрів *якості обслуговування* (QoS). *Композитний сервіс* створюється шляхом поєднання інших сервісів в певну послідовність для досягнення певної мети. *Композиція сервісів* – це пошук послідовності викликів сервісів (*маршруту*), де вхід кожного наступного сервісу відповідає виходам попередніх сервісів або початковому стану, яка забезпечує досягнення цільового стану. LO можна розглядати як сервіс, де входи та виходи – це компетенції відповідного LC, а QoS – параметри якості навчання LO. Тоді PLP – це композитний сервіс, що враховує рівень підготовки студента і визначає послідовність його дій з вивчення LO для здобуття компетенцій LC.

Машинне навчання (*Machine learning*, ML) з підкріпленням (*Reinforcement Learning*, RL) (Zhao et al, 2016) — це підхід до навчання агентів, які взаємодіють із середовищем для знаходження оптимальної стратегії дій через отримання досвіду. *Агент* (автономна сутність, яка приймає рішення) адаптує свою поведінку, базуючись на винагородах за виконання певних дій у відповідь на зміну стану середовища. *Середовище* – простір, в якому функціонує агент, що складається зі станів і дій, які агент може виконувати для досягнення заданого цільового стану, та визначає правила, стан системи, можливі дії та винагороди за ці дії. *Взаємодія* –

процес, за допомогою якого агент вивчає середовище: обираючи дію, він отримує зворотний зв'язок (нагороду) та переходить до нового стану.

Стани – це комбінації доступних вхідних і вихідних параметрів, які змінюються в залежності від виконаних сервісів. Множина всіх можливих станів утворює простір станів, у якому виділяють *початковий* та *цільовий* стани. *Поточний стан агента* характеризується наявними вхідними та вихідними даними, доступними агенту після виконання певного сервісу. У разі досягнення цільового стану епізод завершується, і агент отримує винагороду. *Дії* – це сервіси, які може викликати агент, змінюючи поточний стан середовища. Агент шукає множину маршрутів, які забезпечують перехід з початкового стану в цільовий, та обирає з них *оптимальний*, використовуючи значення параметрів QoS сервісів у складі маршруту.

Особливості та переваги Q-learning

Q-learning (Jang et al., 2019) – один із класичних алгоритмів RL для пошуку оптимальної політики дій агента в середовищі без необхідності попереднього знання середовища. Метод працює на основі Q-таблиці, яка оцінює корисність $Q(s,a)$ кожної можливої дії a у кожному стані s , враховуючи винагороди і оцінку найкращих можливих дій у наступному стані, щоб максимізувати довгострокову винагороду за Белманом (Barto & Sutton, 2015). Для балансу між дослідженням та виконанням знайдених дій використовується ϵ -жадібна стратегія.

Q-learning розраховує миттєву винагороду r , яка визначається на основі виконання конкретної дії a у стані s (1 за досягнення цілі, -1 за неправильну дію). Ми пропонуємо для розрахунку винагороди використовувати параметри QoS, враховуючи необхідність їх максимізації або мінімізації, де винагорода залежить від параметрів QoS (якості сервісу), цільової функції оптимізації окремого параметра QoS (мінімізації або максимізації), та глобальних коефіцієнтів важливості, що дозволяє враховувати ефективність обраного шляху більш коректно і наближено до реальних умов. При цьому важливість кожного параметра визначається глобальними ваговими коефіцієнтами QoS. У задачі побудови PLP ми використовуємо наступні QoS: вартість, тривалості навчання,

рейтинг LO (набір параметрів може варіюватися залежно від вимог задачі). Агент знаходить маршрут з оптимальними QoS цільового стану (максимальним рейтингом і мінімальними вартістю і тривалістю), використовуючи формулу розрахунку винагороди:

$$R(s) = \sum_{i=1}^n w_i * r_i(s) - 1, \quad (1),$$

де стан $s \in S$, дія $a \in A$, w_i – вага i -го параметру QoS значення винагороди за стан s та дію a , $r_i(s)$ – нормалізована оцінка винагороди, яка визначається на основі значень параметрів QoS.

Ми пропонуємо наступну модифікацію Q-learning:

Динамічний вибір і адаптація дій: агент визначає послідовність дій, враховуючи специфічні параметри QoS залежно від поточних станів агента та враховуючи комбінації входів-виходів кожного сервісу, що дозволяє змінювати вибір дій в реальному часі.

Оцінка якості сервісів через QoS: параметри QoS гнучко застосовуються (з урахуванням коефіцієнтів їх важливості) при розрахунку миттєвої винагороди – кількість параметрів не є фіксованою, їх значення можуть бути нормалізовані, а кожен параметр має свою цільову функцію оптимізації.

Механізми запобігання неефективних дій: запобігання зациклювання через обмеження кількості кроків без прогресу для уникнення петлевих станів; обробка тупикових і неперспективних станів – якщо жодна дія не веде до подальшого розвитку, стан вважається тупиковим, а агент отримує штраф; автоматизація параметрів навчання – враховуючи розмір вхідних даних та складність середовища, автоматично визначаються такі параметри, як кількість епізодів (залежно від розміру таблиці станів і складності завдання), обмеження на кількість кроків (залежно від середньої довжини маршруту), кількість кроків без прогресу, гіперпараметри Q-learning та швидкість навчання.

Модифікація винагороди: застосовується функція винагороди (1), яка використовує значення QoS.

Запропоновані модифікації методу Q-learning (Гришанова & Рогушина, 2024а) не лише дозволяють агенту знаходити ефективні маршрути, але й забезпечують адаптивне вдосконалення стратегії вибору на основі зворотного зв'язку у динамічних середовищах, де характеристики сервісів можуть змінюватися. Цей метод, який доповнює Q-learning правилами запобігання неефективних дій та урахуванням якісних характеристик сервісів QoS, ми називаємо R-QoS-Q-Learning (Rule-based QoS-based Q-Learning).

Експериментальне дослідження R-QoS-Q-Learning

Щоб дослідити властивості та швидкість роботи алгоритму R-QoS-Q-Learning, створена його програмна реалізація мовою Python та згенерований набір з 1029 сервісів LO. Експеримент показав, що час виконання RQoS-Q-Learning залежить від якості вхідних даних – кількості визначених станів і існування можливих маршрутів, та кількості вибраних для навчання епізодів (час формування таблиць: від 1.4 с для 560 станів до 197.4923 с для 25913 станів; час виконання: від 2.5 до 114 с для 40000 епізодів) (Рис.2.А), та продемонстрував високий рівень якості побудованого PLP. Тестування виконувалось на Macbook Pro (Apple M1 Pro з 16 Гб пам'яті). Графік помилки різниці в часі (Рис.2.Б) Error (Temporal Difference Error, TD) при роботі на тестовому наборі даних з 1029 сервісів LO показує, що алгоритм поступово вчиться адаптуватися до запропонованого складного середовища.

Крива навчання при роботі R-QoS-Q-Learning (Рис.2.В) ілюструє процес навчання агента за допомогою Q-learning. На початку навчання винагорода є нерівномірною і низькою, але без значних коливань, що свідчить про фазу дослідження, коли агент вивчає середовище. Значення винагороди спочатку збільшується, а потім стабілізується, що підтверджує ефективність навчального процесу агента.

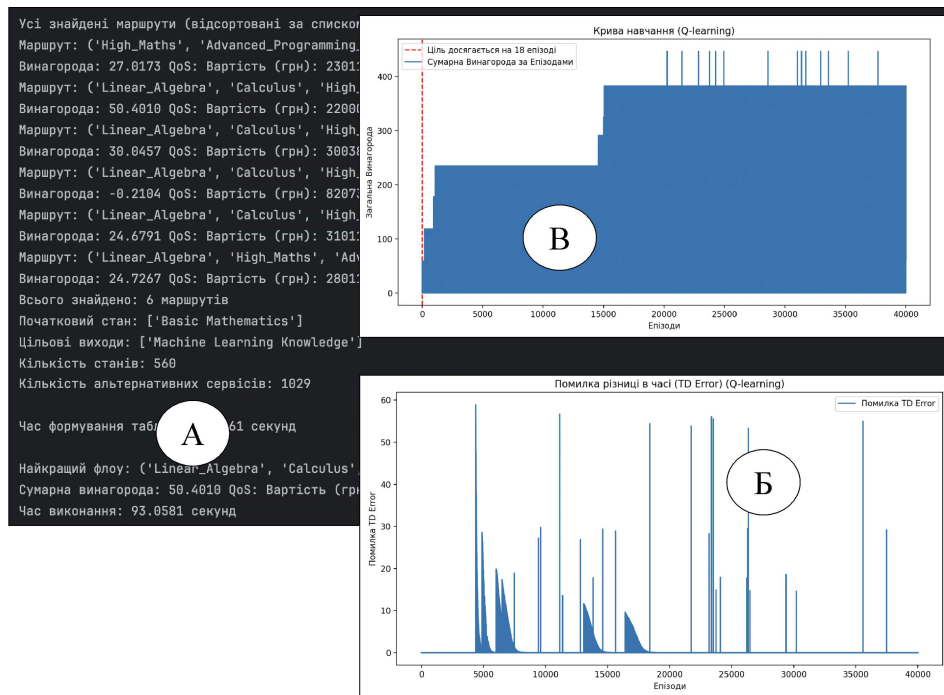


Рис.2. Результати роботи R-QoS-Q-Learning на тестовому наборі даних з 1029 сервісів LO

Висновки. Проведені експерименти виявили, що запропонована модифікація вдосконалює Q-learning, але залишає деякі проблеми: складність налаштування гіперпараметрів для стабілізації процесу навчання, масштабування для роботи з великими даними та у динамічних середовищах, потребу у пришвидшенні обчислень. Тому пропонується дослідити метод Deep Q-Network (DQN), який поєднає Q-learning із можливостями глибокого навчання для покращення продуктивності та масштабованості, та розробити інструменти автоматизованого багатокритеріального налаштування гіперпараметрів на основі методів Grid Search, Random Search, Bayesian Optimization.

Методи RL, зокрема Q-learning та DQN, є перспективними підходами для автоматизованої побудови PLP, забезпечуючи їх адаптивність, гнучкість та узагальнення знань та дають змогу гнучко адаптуватися до середовища і враховувати різні параметри QoS. Але їх успішне застосування потребує розв'язання проблем довгих епізодів і ефективності навчання, оптимізації балансу між дослідженням та експлуатацією та вдосконалення роботи з багатокритеріальною оптимізацією. Для

цього планується дослідити можливі методи оптимізації і стабілізації процесу навчання шляхом додавання правил, засоби автоматизації підбору гіперпараметрів, передбачити способи масштабування, наблизитись до роботи у динамічному середовищі без втрати знань та забезпечити модифікацію політики в реальному часі при появі нових LO.

Список джерел

- Barto A., & Sutton R. (2015). *Reinforcement Learning: An Introduction*, Second edition, in progress. The MIT Press: Cambridge, Massachusetts. <https://web.stanford.edu/class/psych209/Readings/SuttonBartoIPRLBook2ndEd.pdf>
- Chen, C. M. (2008). *Intelligent web-based learning system with personalized learning path guidance*. In: Computers & Education, 51(2), 787-814.
- de-Marcos, L., Barchino, R., Martínez, J. J., Gutiérrez, J. A., & Hilera, J. R. (2008). *Competency-based intelligent curriculum sequencing: comparing two evolutionary approaches*. In: 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, Vol. 3, pp. 339-342).
- Groff, S. (2017) *Personalized Learning: The State of the Field & Future Directions*. https://curriculumredesign.org/wp-content/uploads/PersonalizedLearning_CCR_May2017.pdf.
- Jacobsen, A., de Miranda Azevedo, R., Juty, N., Batista, D., Coles, S., Cornet, R., & Schultes, E. (2020). *FAIR principles: interpretations and implementation considerations*. In: Data intelligence, 2(1-2), 10-29.
- Jang, B., Kim, M., Harerimana, G., & Kim, J. W. (2019) *Q-learning algorithms: A comprehensive classification and applications*. In: IEEE access, 6 7, 133653-133667.
- Koppi, T., Bogle, L., & Bogle, M. (2005). *Learning objects, repositories, sharing and reusability*. In: Open Learning: The Journal of Open, Distance and e-Learning, 20(1), 83-91.
- Li, J. , Zheng, X. L. , Chen, S. T. , Song, W. W. , & Chen, D. R. (2014): *An efficient and reliable approach for quality-of-service-aware service composition*. In: Information Sciences, 269, 238-254.
- Lundqvist, K. O. Baker, K. D., & Williams, S. A. (2008) *An ontological approach to competency management*. <http://www.eife-l.org/publications/proceedings/ilf07/Contribution110.doc.pdf>.
- Rogushina, J., & Gladun, A. (2024) *Repository of Complex Information Objects as a Source for Development of Semantic Applications*. In: XXIII International Scientific and Practical Conference Information Technologies and Security ITS 2023, CEUR Workshop Proceedings (2024), CEUR Vol-3887, 2024, P.119-133. <https://ceur-ws.org/Vol-3887/paper11.pdf>.
- Rogushyna, J., & Gladun, A. (2024). *Transformation of university libraries into sources of open knowledge based on the semantic expansion of wiki technology*. In: Proc. of scientific works of the International Scientific Conference "Artificial Intelligence in Science and Education" AISE-24.

Rogushina, J., & Priyma, S. (2017). Use of competence ontological model for matching of qualifications // *Chemistry: Bulgarian Journal of Science Education*, V.26, N.2, P.216-228.

Shemshack, A., & Spector, J. M. (2020). A systematic literature review of personalized learning terms. *Smart Learning Environments*, 7(1), 33. link.springer.com/content/pdf/10.1186/s40561-020-00140-9.pdf.

Uc-Cetina, V., Moo-Mena, F., & Hernandez-UcanR. (2015) *Composition of web services using Markov decision processes and dynamic programming*. In: *The Scientific World Journal*, , (1), 545308.

Zhao, D., Wang, H., Shao, K., & Zhu, Y. (2016). Deep reinforcement learning with experience replay based on SARSA. In: *2016 IEEE symposium series on computational intelligence (SSCI)*, pp. 1-6.

Гришанова І.Ю., & Рогушина Ю.В., (2024) *Планування послідовностей сервісів навчальних об'єктів на основі машинного навчання з підкріпленням*. ІТБ-2024. С.74-77.

Гришанова І.Ю., & Рогушина Ю.В. (2024) *Технологія використання машинного навчання для побудови композиційного вебсервіса*. Проблеми програмування, № 4, 2024. С.3-13.

РОЗДІЛ XV. ІНТЕГРАЦІЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ХІМІКО-БІОТЕХНОЛОГІЧНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

DOI

Цехмістренко Світлана¹[0000-0003-0509-4627], Бітюцький Володимир¹[0000-0002-2699-3974],

Ластовська Ірина¹[0000-0003-0763-8528]

¹Білоцерківський національний аграрний університет, Біла Церква, Україна

Svetlana.tsehmistrenko@gmail.com

Анотація. У роботі досліджує роль штучного інтелекту (ШІ) у хімічних та біотехнологічних дослідженнях, його застосування в аграрному секторі та освіті. Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє оптимізувати синтетичні шляхи, моделювати біохімічні реакції та прогнозувати властивості нових сполук. У біотехнології ШІ сприяє аналізу генетичних даних, персоналізованій медицині, ферментаційним процесам і створенню біорозкладних матеріалів. В агротехнологіях інтелектуальні системи забезпечують прецизійне землеробство, моніторинг стану ґрунтів, прогнозування врожайності та здоров'я тварин. Освітня сфера отримує переваги від адаптивних навчальних платформ, віртуальних лабораторій і персоналізованого навчання. Інтеграція ШІ у науку, виробництво та освіту є ключовою для технологічного розвитку та післявоєнного відновлення України. Запровадження інтелектуальних систем підвищує ефективність досліджень, сприяє раціональному використанню ресурсів і вдосконаленню навчального процесу.

Ключові слова. біотехнологія, хімічні дослідження, екологічна безпека, моделювання біохімічних процесів, персоналізована медицина, ферментаційні процеси.

INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE INTO CHEMICAL AND BIOTECHNOLOGICAL RESEARCH

Tsekhmistrenko Svitlana, Bityutsky Volodymyr, Lastovska Iryna

Abstract. The paper investigates the role of artificial intelligence (AI) in chemical and biotechnological research, its application in the agricultural sector and education. The use of machine learning algorithms allows optimising synthetic pathways,

modelling biochemical reactions, and predicting the properties of new compounds. In biotechnology, AI facilitates the analysis of genetic data, personalised medicine, fermentation processes, and the creation of biodegradable materials. In agriculture, intelligent systems enable precision farming, soil monitoring, crop yield and animal health forecasting. The education sector is benefiting from adaptive learning platforms, virtual laboratories and personalised learning. Integrating AI into science, production, and education is key to Ukraine's technological development and post-war recovery. The introduction of intelligent systems increases the efficiency of research, promotes the rational use of resources and improves the educational process.

Keywords. biotechnology, chemical research, environmental safety, agrotechnology, modelling of biochemical processes, personalised medicine, fermentation processes.

Вступ. Штучний інтелект (ШІ) докорінно змінює наукову сферу, відкриваючи нові горизонти для досліджень, аналізу даних та освітнього процесу. Його впровадження сприяє автоматизації рутинних завдань, підвищенню точності аналізу та розширенню можливостей науковців. Впровадження ШІ відкриває нові можливості для міждисциплінарних досліджень, прискорюючи науковий прогрес та створюючи передумови для нових відкриттів. Загалом, штучний інтелект є потужним інструментом, який не лише змінює сучасну науку, а й визначає її майбутнє, роблячи дослідження швидшими, точнішими та доступнішими [9].

В Україні, особливо в умовах війни та необхідності післявоєнного відновлення економіки, впровадження ШІ у хімічну та біотехнологічну галузі є ключовим чинником модернізації промислового виробництва та освітньої системи. Зокрема, його застосування сприятиме оптимізації виробничих процесів, створенню інноваційних матеріалів та біопрепаратів, а також вдосконаленню підготовки кадрів для науково-технологічного сектору.

Сучасні тенденції демонструють, що штучний інтелект (ШІ) стає критично необхідним інструментом для аналізу великих масивів даних, моделювання

складних біохімічних процесів та автоматизації експериментів, що дає змогу прискорити наукові відкриття та підвищити ефективність виробництва.

Серед актуальних викликів сьогодення – глобальна продовольча безпека, зміни клімату та необхідність екологічно сталого ведення господарства. У цих умовах застосування ІІІ в аграрних університетах набуває особливого значення, оскільки дозволяє підготувати нове покоління фахівців, які володітимуть навичками аналізу даних, управління біотехнологічними процесами та використання передових цифрових технологій у сільському господарстві. Запровадження інтелектуальних систем у навчальні програми сприяє персоналізованому навчанню, розвитку критичного мислення студентів і створенню інноваційних рішень для наукових та виробничих завдань.

Аналіз літератури та результати дослідження. Поєднання штучного інтелекту з хімією та біотехнологією відкриває нові горизонти точності та ефективності цих галузей. Трансформація штучного інтелекту в хімію знаменує ключовий момент, коли алгоритми та дані об'єднуються, щоб зробити революцію у світі молекул [4]. Дослідницьку ділянку нині називають цифровою хімією, що охоплює інтеграцію передових засобів автоматизації, алгоритмів машинного навчання та застосування великих даних. Використовуючи цифрові інструменти для створення інноваційних робочих процесів, хімія розвивається швидшими, економічно ефективнішими та стійкішими темпами, що не тільки значно підвищує продуктивність, але й принципово змінює підхід хіміків до своєї роботи та інновацій. Це полегшує тягар трудомісткої експериментальної роботи та допомагає дослідникам отримати глибше розуміння механізмів реакції [19]. Застосування штучного інтелекту в хімії включає низку напрямків (рис. 1).

Використання алгоритмів машинного навчання важливо для прогнозування кінетики реакцій, виявлення каталізаторів та оптимізації умов синтезу. Наприклад, нейронні мережі можуть передбачати вихідні продукти складних реакцій, що значно прискорює розробку нових хімічних сполук. Метод DFT (Density Functional Theory) у поєднанні з глибоким навчанням використовується для моделювання електронних структур молекул та їхньої реакційної здатності. Також, штучний

інтелект допомагає в автоматизованій оптимізації параметрів хімічних реакцій, що зменшує кількість експериментів і ресурси, необхідні для синтезу нових речовин [12]. У промисловій хімії вже використовуються системи на основі ШІ для прогнозування впливу температури, тиску та складу реагентів на вихід реакцій у виробництві фармацевтичних препаратів, агрохімікатів та полімерів.



Рис. 1. Інтеграція штучного інтелекту у хімічні дослідження

Інтелектуальні системи дозволяють аналізувати структурні характеристики молекул, прогнозувати їх властивості та розробляти нові фармацевтичні препарати та агрохімікати. Використання глибоких нейронних мереж та алгоритмів штучного інтелекту, таких як рекурентні нейронні мережі (RNN) та графові нейронні мережі (GNN), дає змогу передбачати хімічну активність сполук, їхню токсичність та біодоступність [14]. Наприклад, платформи на основі ШІ, як-от AlphaFold, демонструють високу точність у прогнозуванні структури білків, що значно прискорює розробку нових ліків. Також використання генеративних моделей, таких як Variational Autoencoders (VAE) та Generative Adversarial Networks (GAN), сприяє створенню нових молекулярних структур із заданими фізико-хімічними властивостями. Крім того, ШІ застосовується у розробці агрохімікатів, допомагаючи знаходити нові формули пестицидів і добрив, що мінімізують негативний вплив на довкілля та підвищують ефективність їхнього використання.

Штучний інтелект сприяє розробці екологічно чистих хімічних процесів, які зменшують використання токсичних реагентів і скорочують кількість відходів [1, 5]. Одним із ключових напрямів є використання алгоритмів машинного навчання для оптимізації каталітичних процесів у хімічній промисловості, що дозволяє замінити токсичні каталізatori на більш безпечні альтернативи. Наприклад, AI-моделювання допомагає у створенні біорозкладних полімерів та визначенні оптимальних умов для їхнього виробництва.

У сфері біоремедіації та екологічного моніторингу ШІ використовується для прогнозування розкладу забрудників і вибору ефективних мікроорганізмів для їхнього знешкодження [3]. Зокрема, технології глибокого навчання застосовуються для виявлення та оптимізації біокаталізаторів, що можуть розщеплювати пластмаси чи токсичні сполуки у воді та ґрунті.

Крім того, великі мовні моделі та нейромережі використовуються для аналізу екологічних даних та прогнозування наслідків забруднення. Це сприяє швидкому прийняттю рішень у сфері екологічного менеджменту та розробці більш сталих виробничих процесів.

Перспективи досліджень у цьому напрямі включають інтеграцію AI-засобів у процеси електрохімічного синтезу, розробку нових матеріалів для поглинання вуглекислого газу та вдосконалення методів прогнозування впливу хімічних речовин на екосистеми.

Штучний інтелект у біотехнологічних дослідженнях інтегрується у низку напрямів (рис. 2).

Штучний інтелект (ШІ) є важливим інструментом у сучасній біотехнології, забезпечуючи значний прогрес у таких напрямках, як обробка та аналіз біологічних даних, розробка лікарських засобів, редагування геному, ферментаційні процеси, екологічні біотехнології, нанобіотехнології та персоналізована медицина [15]. Інтеграція алгоритмів машинного та глибокого навчання дозволяє не лише підвищити ефективність існуючих технологічних процесів, але й розробляти нові методи дослідження, які раніше були неможливі без використання великих масивів даних і складних обчислювальних підходів.



Рис. 2. Штучний інтелект у біотехнології

Одним із ключових напрямків є аналіз біологічних даних та біоінформатика. Сучасні алгоритми штучного інтелекту застосовуються для обробки високогенної інформації, отриманої з секвенування ДНК, протеомних та метаболомних досліджень [11]. Глибокі нейронні мережі дозволяють ідентифікувати функціональні елементи геному, передбачати структури білків (наприклад, за допомогою AlphaFold) та аналізувати взаємодії між молекулами. Машинне навчання дає можливість проводити класифікацію та прогнозування генетичних аномалій, що має важливе значення для персоналізованої медицини.

У розробці нових лікарських засобів штучний інтелект забезпечує значне скорочення термінів та витрат на дослідження, дозволяючи здійснювати віртуальний скринінг тисяч потенційних молекул за їх хімічною структурою та біологічною активністю. Алгоритми глибокого навчання використовуються для моделювання молекулярних взаємодій, що дає змогу прогнозувати токсичність та фармакокінетику лікарських препаратів [16]. Завдяки ШІ вдалося суттєво покращити процеси розробки інгібіторів ферментів та білків-мішеней у терапії складних захворювань, таких як онкологія та нейродегенеративні патології [8].

Редагування геному та синтетична біологія також активно використовують ШІ для підвищення точності CRISPR-технологій. Алгоритми аналізу великих

даних дозволяють прогнозувати можливі позацільові ефекти редагування, що зменшує ризики небажаних мутацій. Крім того, моделювання метаболічних шляхів у генетично модифікованих організмах дозволяє оптимізувати виробництво біопродуктів, таких як фармацевтичні білки, біополімери та метаболіти вторинного синтезу [20].

Ферментаційні та біопроцеси значно вииграють від застосування ІІІ, оскільки автоматизовані системи керування дозволяють здійснювати реальний контроль біореакторів, оптимізувати параметри росту мікроорганізмів та передбачати вихід продукції на основі складних математичних моделей. Завдяки технологіям предиктивної аналітики можливо не лише мінімізувати використання ресурсів, а й забезпечити більш стабільну якість біотехнологічної продукції.

У сфері екології та агробіотехнології штучний інтелект використовується для моніторингу екологічного стану довкілля, прогнозування наслідків змін клімату та розробки адаптивних методів ведення сільського господарства [6]. Інтелектуальні системи здатні аналізувати супутникові зображення та геопросторові дані для виявлення деградації ґрунтів, оцінки рівня забруднення води та передбачення екологічних катастроф. У сільському господарстві ІІІ застосовується для розробки систем прецизійного землеробства, що дозволяють оптимізувати внесення добрив, прогнозувати врожайність та покращувати управління біоресурсами.

Персоналізована медицина та діагностика активно використовують технології глибокого навчання для аналізу зображень медичної візуалізації, розшифровки генетичних профілів пацієнтів та створення індивідуальних схем лікування. Алгоритми комп'ютерного зору здатні ідентифікувати патологічні зміни на рівні клітинної структури з високою точністю, що дозволяє проводити діагностику на ранніх стадіях хвороби. Завдяки аналізу великих масивів клінічних даних можливо створювати предиктивні моделі розвитку захворювань, що дає змогу лікарям приймати обґрунтовані рішення щодо лікувальної тактики, а також передбачувати ризики захворювань на основі багатфакторного аналізу [18].

Нанобіотехнології та біосенсори також використовують потенціал ШІ для моделювання поведінки наночастинок у біологічних середовищах, що дозволяє розробляти інтелектуальні системи доставки лікарських препаратів [2]. Аналіз молекулярних взаємодій у реальному часі, що здійснюється за допомогою біосенсорів на основі ШІ, відкриває нові можливості для створення швидких та точних методів діагностики інфекційних та онкологічних захворювань.

Штучний інтелект також відіграє важливу роль у прогнозуванні та моделюванні біологічних процесів. Цифрові двійники організмів та клітин дозволяють тестувати різні сценарії біологічних реакцій без необхідності проведення лабораторних експериментів, що значно скорочує витрати на дослідження та прискорює розробку нових біотехнологічних рішень [10].

Використання ШІ має великі перспективи для аналізу сільськогосподарських систем, котрі ґрунтуються на використанні даних хімії та біотехнології. Інтерактивні моделі на основі великих даних допомагають зрозуміти вплив змін клімату, аналізувати агрохімічний склад ґрунтів та прогнозувати врожайність. ШІ дозволяє створювати високоточні алгоритми для моніторингу стану полів, оцінювати якість ґрунту та виявляти зони, що потребують оптимізації живлення або зрошення. Наприклад, використання супутникових даних у поєднанні з нейронними мережами дає можливість автоматично визначати рівень вологості ґрунту та передбачати можливі посухи.

Крім того, ШІ забезпечує розвиток автоматизованих систем управління фермерськими господарствами, включаючи роботизовані агротехнології для внесення добрив, оптимізації використання водних ресурсів та підвищення ефективності боротьби зі шкідниками [17]. Такі системи значно зменшують витрати на агротехнічні заходи та сприяють екологічно сталому землеробству.

Перспективність впровадження ШІ у сільськогосподарську галузь підтверджується його здатністю значно підвищити продуктивність аграрного сектору. Наприклад, AI-алгоритми, що аналізують метеорологічні дані, можуть прогнозувати оптимальні строки посіву та збору врожаю, що мінімізує втрати і підвищує врожайність. Також впровадження автономних дронів для

моніторингу полів і раннього виявлення хвороб рослин дозволяє своєчасно реагувати на проблеми, запобігаючи значним економічним втратам.

Окрім того, ШІ має значний потенціал у розвитку тваринництва та птахівництва [21]. Використання розумних систем моніторингу здоров'я тварин дозволяє виявляти захворювання на ранніх стадіях, оптимізувати раціон харчування та підвищувати продуктивність виробництва. Наприклад, сенсорні технології та алгоритми ШІ можуть аналізувати поведінку та стан тварин, автоматично регулювати температуру, вологість та умови утримання в залежності від їх потреб.

У птахівництві ШІ застосовується для покращення селекційних програм, контролю якості кормів та прогнозування рівня продуктивності поголів'я. Також автоматизовані системи з елементами ШІ допомагають у розподілі кормів, оптимізації режимів освітлення та регулюванні мікроклімату, що знижує рівень стресу у птахів та покращує їхній ріст і розвиток.

Перспективи використання ШІ у тваринництві та птахівництві включають розробку цифрових платформ для віддаленого управління фермами, інтелектуальних систем для аналізу генетичних характеристик поголів'я та алгоритмів прогнозування поширення інфекційних захворювань. Інтеграція цих технологій сприятиме підвищенню економічної ефективності аграрного сектору, зниженню виробничих витрат та покращенню якості продукції. Розвиток інтелектуальних рішень у сфері тваринництва та птахівництва підвищує економічну ефективність галузі, забезпечує кращий контроль здоров'я тварин та допомагає запобігати поширенню епідемій, що має вирішальне значення у забезпеченні продовольчої безпеки країни.

Інтеграція штучного інтелекту у навчальні програми аграрних університетів сприятиме підготовці висококваліфікованих фахівців, здатних ефективно використовувати сучасні цифрові технології для управління аграрними підприємствами, підвищення ефективності сільськогосподарського виробництва та впровадження інноваційних рішень у сфері сталого розвитку агроєкосистем.

ІІІ активно застосовується у хімічній та біотехнологічній освіті, забезпечуючи розробку інтерактивних навчальних платформ, адаптивних освітніх програм та віртуальних лабораторій. Персоналізоване навчання, засноване на алгоритмах адаптивного оцінювання знань, сприяє підвищенню якості підготовки студентів та аспірантів [7].

Впровадження цифрових платформ для виконання практичних експериментів у режимі реального часу без необхідності фізичних лабораторій. Завдяки штучному інтелекту (ШІ) такі лабораторії можуть використовувати складні алгоритми симуляції хімічних та біотехнологічних процесів, що дозволяє науковцям та студентам отримувати реалістичні результати без використання дорогого обладнання. Наприклад, алгоритми комп'ютерного моделювання на основі машинного навчання можуть прогнозувати реакції між молекулами, аналізувати вплив різних факторів на біологічні системи та симулювати виробничі процеси у біореакторах.

Крім того, потенціал ШІ у віртуальних лабораторіях дозволяє зробити навчання доступнішим для студентів з обмеженими фізичними можливостями. Інтерактивні інтерфейси, голосові команди та візуалізація 3D-моделей експериментів сприяють інклюзивному навчанню, забезпечуючи рівний доступ до сучасних методів дослідження. Наприклад, студенти з порушеннями зору можуть використовувати тактильні пристрої з підтримкою ШІ для аналізу структури молекул, а студенти з порушеннями слуху – отримувати автоматизовані текстові пояснення до процесів у лабораторії.

Перспективи розвитку віртуальних лабораторій включають інтеграцію доповненої та віртуальної реальності для створення більш занурюючого досвіду навчання, а також використання хмарних платформ для віддаленого доступу до симуляцій експериментів у реальному часі. Ці інновації сприятимуть формуванню нової генерації фахівців, здатних ефективно працювати з цифровими технологіями у наукових і виробничих процесах.

Автоматизовані системи аналізують успішність студентів, формують індивідуальні траєкторії навчання та адаптують матеріали під потреби кожного студента. Використання великих даних (Big Data) у поєднанні з машинним

навчанням дозволяє створювати детальні прогностичні моделі успішності студентів, ідентифікуючи фактори, що впливають на їхню академічну продуктивність. Наприклад, адаптивні платформи, такі як AI-освітні асистенти, здатні аналізувати поведінку студентів під час навчання, визначати їхні сильні та слабкі сторони та пропонувати персоналізовані навчальні стратегії. Окрім покращення індивідуального підходу, інтелектуальний аналіз успішності сприяє вдосконаленню навчальних програм. На основі автоматичного аналізу тестових результатів, активності студентів у навчальному середовищі та їхніх відгуків, ШІ може оптимізувати структуру курсів, пропонувати додаткові ресурси або змінювати підхід викладання для покращення розуміння матеріалу. Наприклад, у хіміко-біотехнологічних дисциплінах алгоритми ШІ можуть прогнозувати складності засвоєння певних тем і надавати студентам додаткові візуалізації, симуляції або інтерактивні вправи.

Перспективи розвитку інтелектуального аналізу навчання включають інтеграцію штучного інтелекту в системи предиктивної аналітики для раннього виявлення студентів, які потребують додаткової підтримки, а також впровадження доповненої та віртуальної реальності для покращення засвоєння складних наукових концепцій [13]. Такі підходи значно підвищують ефективність освітнього процесу, роблячи його більш гнучким, адаптивним та доступним для широкого кола студентів.

Використання чат-ботів, штучних інтелектуальних асистентів та персоналізованих рекомендаційних систем сприяє підвищенню якості освіти у хіміко-біотехнологічних спеціальностях. Адаптивні платформи на основі штучного інтелекту дозволяють аналізувати навчальний процес студентів у реальному часі, виявляючи прогалини у знаннях та підлаштовуючи навчальні матеріали відповідно до індивідуальних потреб кожного студента.

Застосування машинного навчання у таких платформах дає змогу прогнозувати рівень успішності, автоматично рекомендувати додаткові матеріали та оптимізувати освітній процес. Наприклад, алгоритми обробки природної мови (NLP) використовуються для автоматичного аналізу письмових робіт студентів, виявлення слабких місць у їхньому розумінні теми та надання персоналізованих

пояснень. Інтеграція доповненої та віртуальної реальності у адаптивні платформи сприяє ефективному засвоєнню складних біохімічних і хімічних процесів через інтерактивні симуляції.

Перспективи розвитку адаптивних навчальних платформ включають застосування штучного інтелекту для створення індивідуалізованих траєкторій навчання, автоматизованих систем перевірки знань, а також підключення до глобальних освітніх ресурсів на основі AI-аналізу навчальних тенденцій. Це дозволить студентам отримувати доступ до найновіших досліджень і методологій, підвищуючи ефективність їхньої підготовки та рівень конкурентоспроможності на ринку праці.

Висновки. Використання ІІІ сприяє автоматизації експериментальних досліджень, прискоренню відкриттів у сфері хімії та біотехнологій, а також дозволяє ефективніше розробляти нові екологічні та енергозберігаючі технології. Загалом, інтеграція ІІІ у біотехнологію відкриває нові горизонти для досліджень і практичного застосування в галузі охорони здоров'я, фармацевтики, аграрних наук та екології. Використання потужних алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити ефективність виробничих процесів, скоротити витрати та прискорити розробку інноваційних технологій, що робить ІІІ одним із ключових факторів майбутнього розвитку біотехнологічної науки. Інтеграція штучного інтелекту у хімічні та біотехнологічні дослідження, а також освітній процес аграрних університетів є необхідністю сучасного етапу наукового та технологічного розвитку.

Застосування ІІІ в освіті дозволяє персоналізувати навчання, роблячи його доступним для ширшого кола студентів, зокрема для осіб з обмеженими можливостями. Впровадження адаптивних навчальних платформ, віртуальних лабораторій та AI-асистентів підвищує якість підготовки фахівців, що критично важливо для розвитку наукового потенціалу країни.

Для України, особливо у воєнний та післявоєнний періоди, інтеграція ІІІ є стратегічно важливою для відновлення та модернізації економіки. Використання інтелектуальних систем у сільському господарстві дозволяє оптимізувати виробничі процеси, підвищити врожайність, покращити якість агропродукції та мінімізувати втрати через зміну клімату або техногенні катастрофи. Зокрема, ІІІ

сприяє відновленню деградованих земель, покращенню стану ґрунтів та екосистем шляхом оптимізованого використання добрив і біологічних засобів захисту.

Отже, впровадження ІІІ у науку та освіту є не лише інструментом підвищення ефективності, а й ключовим фактором стійкого розвитку України, що дозволяє забезпечити конкурентоспроможність в умовах глобальних викликів. У майбутньому ця технологія стане невід'ємною частиною сучасної освіти, особливо в аграрних, екологічних і біотехнологічних дисциплінах.

Список джерел

1. Цехмістренко С.І., Бітюцький В.С., Цехмістренко О.С. (2024). Використання зелених нанотехнологій у розвитку тваринництва в аспекті досягнення цілей сталого розвитку. Пріоритетні напрямки повоєнного відновлення аграрного сектору в аспекті досягнення цілей сталого розвитку: матеріали Міжнар. наук.-практ. конф. Біла Церква: БНАУ, 151–153.
2. Цехмістренко, С. І., Бітюцький, В. С., Цехмістренко, О. С., Демченко, О. А., Тимошок, Н. О., & Мельниченко, О. М. (2022). Екологічні біотехнології “зеленого” синтезу наночастинок металів, оксидів металів, металоїдів та їх використання, Біла Церква, 270 с.
3. Agoun, N. A., & Avcı, F. G. (2025). Phycoremediation: a path towards heavy metal bioremediation from wastewater. *Journal of Chemical Technology & Biotechnology*, 100(1), 13-23. <https://doi.org/10.1002/jctb.7745>
4. Ali, R. S. A. E., Meng, J., Khan, M. E. I., & Jiang, X. (2024). Machine learning advancements in organic synthesis: A focused exploration of artificial intelligence applications in chemistry. *Artificial Intelligence Chemistry*, 2(1), 100049. <https://doi.org/10.1016/j.aichem.2024.100049>
5. Demchenko A., Bityutsky V., Tsekhmistrenko S., Tsekhmistrenko O., Kharchyshyn V. (2022). Synthesis of functionalized selenium nanoparticles with the participation of flavonoids. Multidisciplinary academic notes. Theory, methodology and practice. Proceedings of the XVII International Scientific and Practical Conference. Tokyo, Japan, 29–35. DOI: 10.46299/ISG.2022.1.17
6. Espinel, R., Herrera-Franco, G., Rivadeneira García, J. L., & Escandón-Panchana, P. (2024). Artificial intelligence in agricultural mapping: A review. *Agriculture*, 14(7), 1071. <https://doi.org/10.3390/agriculture14071071>
7. Forero-Corba, W., & Bennasar, F. N. (2024). Techniques and applications of Machine Learning and Artificial Intelligence in education: a systematic review. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 27(1). DOI: <https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37491>
8. Holmes, J., Sacchi, L., & Bellazzi, R. (2004). Artificial intelligence in medicine. *Ann R Coll Surg Engl*, 86, 334–338.
9. <https://mindthegraph.com/blog/uk/ai-in-academic-research/>
10. Imani, S., Li, X., Chen, K., Maghsoudloo, M., Jabbarzadeh Kaboli, P., Hashemi, M., ... & Li, X. (2025). Computational biology and artificial intelligence in mRNA vaccine

design for cancer immunotherapy. *Frontiers in Cellular and Infection Microbiology*, 14, 1501010. <https://doi.org/10.3389/fcimb.2024.1501010>

11. Kundaje, A., Pollard, K. S., Ma, J., Chang, X., Chen, M., & Rohs, R. (2025). Artificial intelligence in molecular biology. *Molecular Cell*, 85(2), 193-198.

12. Liu, X., Fan, K., Huang, X., Ge, J., Liu, Y., & Kang, H. (2024). Recent advances in artificial intelligence boosting materials design for electrochemical energy storage. *Chemical Engineering Journal*, 151625. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2024.151625>

13. Mao, J., Chen, B., & Liu, J. C. (2024). Generative artificial intelligence in education and its implications for assessment. *TechTrends*, 68(1), 58-66.

14. Martin, P. P., & Graulich, N. (2024). Navigating the data frontier in science assessment: Advancing data augmentation strategies for machine learning applications with generative artificial intelligence. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7, 100265. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100265>

15. Omid P., Reza S. (2024). How artificial intelligence and biotechnology are transforming dentistry. *Adv Biotech & Micro*, 18(2), 555981. DOI: 10.19080/AIBM.2024.17.555981

16. Saifi, I., Bhat, B. A., Hamdani, S. S., Bhat, U. Y., Lobato-Tapia, C. A., Mir, M. A., ... & Ganie, S. A. (2024). Artificial intelligence and cheminformatics tools: a contribution to the drug development and chemical science. *Journal of Biomolecular Structure and Dynamics*, 42(12), 6523-6541. <https://doi.org/10.1080/07391102.2023.2234039>

17. Sharma, K., & Shivandu, S. K. (2024). Integrating artificial intelligence and internet of things (IoT) for enhanced crop monitoring and management in precision agriculture. *Sensors International*, 100292. <https://doi.org/10.1016/j.sintl.2024.100292>

18. Shiferaw, K. B., Roloff, M., Balaur, I., Welter, D., Waltemath, D., & Zeleke, A. A. (2025). Guidelines and standard frameworks for artificial intelligence in medicine: a systematic review. *JAMIA open*, 8(1), ooae155. <https://doi.org/10.1093/jamiaopen/ooae155>

19. Strieth-Kalthoff, F., Szymkuc, S., Molga, K., Aspuru-Guzik, A., Glorius, F., & Grzybowski, B. A. (2024). Artificial intelligence for retrosynthetic planning needs both data and expert knowledge. *Journal of the American Chemical Society*, 146(16), 11005–11017. <https://doi.org/10.1021/jacs.4c00338>

20. Vilhekar R. S., Rawekar A. (2024). Artificial Intelligence in Genetics. *Cureus* 16(1): e52035. DOI 10.7759/cureus.52035

21. Zhang, L., Guo, W., Lv, C., Guo, M., Yang, M., Fu, Q., & Liu, X. (2024). Advancements in artificial intelligence technology for improving animal welfare: Current applications and research progress. *Animal Research and One Health*, 2(1), 93-109. <https://doi.org/10.1002/aro2.44>

РОЗДІЛ XVI. НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ РЕЖИМІВ ПРОЦЕСУ ВИРОБНИЦТВА ПОЛІВІНІЛХЛОРИДУ

DOI

Шахновський Аркадій¹[0000-0003-2963-4026], Квітка Олександр¹[0000-0003-4034-7052],

Колюшко Олег¹[0009-0006-9379-6694]

¹ Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського, Київ, Україна

AMShakhn@kpi.ua

Анотація. Робота присвячена дослідженням з підвищення ефективності процесів промислового синтезу полівінілхлориду суспензійною полімеризацією вінілхлориду. Виконано дослідження з побудови «температурної траєкторії» процесу суспензійного синтезу полівінілхлориду на основі стратегії «теплого удару», згідно до якого кінцева температура реакції підвищується, щоб підвищити швидкість реакції (зменшити тривалість) реакції. Відповідно з завданнями дослідження було проведено комплексний аналіз впливу технологічних параметрів (часу введення додаткових об'ємів мономеру-вінілхлориду та моменту теплового удару) на якість одержуваного полівінілхлориду. У результаті нейромережевого наближення даних активного експерименту та багатокритеріальної оптимізації визначено оптимальні значення технологічних факторів процесу, при яких досягаються найкращі показники якості полівінілхлориду в порівнянні з операціями, коли процес проводився у стандартному (ізотермічному) технологічному режимі.

Ключові слова: полівінілхлорид, підвищення ефективності, аналіз поверхонь відгуку, нейромережеве наближення даних, багатокритеріальна оптимізація, лексикографічний метод.

NEURAL NETWORK MODELING AND OPTIMIZATION OF TECHNOLOGICAL MODES IN POLYVINYL CHLORIDE PRODUCTION

Arcady Shakhnovsky¹[0000-0003-2963-4026], Oleksandr Kvitka¹[0000-0003-4034-7052],

Oleg Koliushko¹[0009-0006-9379-6694]

¹ Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine

Annotation. This study is dedicated to enhancing the efficiency of industrial polyvinyl chloride synthesis via the suspension polymerization of vinyl chloride. Research has been conducted on constructing the "temperature trajectory" of the suspension polymerization process based on the "thermal shock" strategy, according to which the final reaction temperature is increased to accelerate the reaction rate (reduce its duration). In accordance with the research objectives, a comprehensive analysis was carried out to assess the impact of technological parameters (the timing of additional vinyl chloride monomer introduction and the moment of thermal shock) on the quality of the obtained polyvinyl chloride. As a result of neural network approximation of active experimental data and multi-criteria optimization, the optimal values of technological factors were determined, ensuring the best quality indicators of polyvinyl chloride compared to operations conducted under the standard (isothermal) technological mode.

Keywords: Polyvinyl chloride, efficiency improvement, response surface analysis, neural network data approximation, multi-criteria optimization, lexicographic method.

Вступ. Представлена робота присвячена дослідженням з підвищення ефективності процесів промислового синтезу полівінілхлориду суспензійною полімеризацією вінілхлориду. Актуальність таких досліджень зумовлена надзвичайно широким спектром використання полівінілхлориду (як матеріалу для виробництва віконних рам, труб, покрівлі; водонепроникних мембран та ізоляції кабелів, ламінату та інших настінних покриттів, шлангів, пляшок, блістерів та інших видів упаковки, деталей автомобілів, декоративного оздоблення, медичного приладдя, як-то: мішки та трубки для переливання крові, крапельниці тощо, водонепроникного одягу, взуття, розподільчих коробок електромонтажу та інших деталей електричної арматури, конвеєрних стрічок, спортивних товарів, іграшок і т.д.) та специфічністю процесів синтезу полівінілхлориду.

Аналіз літератури та постановка проблеми. Полімеризацію мономеру вінілхлориду у промисловості традиційно проводять в ізотермічному режимі. При цьому конструкція системи тепловідводу реакторів має забезпечувати відведення теплоти екзотермічного піку; аналіз часових характеристик швидкості відводу тепла при полімеризації вінілхлориду вказує на те, що повна потужність системи охолодження більшу частину часу протягом полімеризації залишається «в режимі простою» [1]. Отже, до підвищення ефективності реакції веде режим, в якому теплове навантаження піку екзотермічної реакції «розподіляється» на весь (скорочений) час полімеризації. При цьому, «стратегічними» факторами, які можна варіювати для контролю швидкості реакції є швидкість розкладання ініціатора та температура полімеризації. Так, у піонерській роботі [2] запропоновано температурно-програмовану процедуру суспензійної полімеризації мономеру вінілхлориду з постійною швидкістю для підвищення продуктивності; розрахункова температурна траєкторія передбачала зниження температури з 64 до 40 °С, після чого підтримувалася постійна температура 40 °С протягом певного періоду часу, з наступним підвищенням до 68 °С. Така температурна траєкторія забезпечила скорочення часу реакції (при дещо погіршених об'ємних властивостях продукту та кращій його термічній стабільності) порівняно з полівінілхлоридом, отриманим в ізотермічному реакторі. Автори [3] застосували аналогічний підхід, з іншою температурно-просторовою траєкторією. В цій роботі полімеризація вінілхлориду здійснюється в каскаді реакторів полімеризації з послідовним зменшенням температури по каскаду від 57 °С до 36 °С, при цьому загальний час реакції порівняно з традиційним ізотермічним реактором зменшився на 28%. Аналогічну ідеологію побудови оптимальної «температурної траєкторії» реакції полімеризації в часі застосовують автори [4, 5], та інші дослідники.

Автори пропонованого тут дослідження у побудові «температурної траєкторії» керуються підходом на основі так званого теплового удару [4], згідно до якого кінцева температура реакції підвищується, щоб підвищити швидкість реакції (зменшити тривалість) реакції.

Результати дослідження. Метою даного дослідження є системний пошук значень технологічних факторів (час введення додаткового об'єму вінілхлориду, та момент теплового удару після початку реакції, хв), що забезпечили б оптимальну температурну траєкторію (табл. 1).

Таблиця 1

Технологічні фактори

Рівні варіювання	x_1 – час введення додаткового об'єму вінілхлориду, хв		x_2 – час теплового удару, хв	
	Натуральні значення	Кодовані значення	Натуральні значення	Кодовані значення
Нижній	160	-1	230	-1
Верхній	180	1	240	1

Про оптимальність режиму полімеризації в даному випадку дозволяють судити такі критерії якості полівінілхлориду як насипна густина, пористість і ступінь полімеризації (оцінювана за К-середнім), а також продуктивність (час реакції). Ще одна важлива група характеристик якості – розподіл часток за розмірами, – в даному випадку не розглядалася, оскільки попередні дослідження показували, що ніяких істотних змін за цим параметром при зміні названих технологічних факторів не спостерігалось.

При вирішенні завдань, подібних до сформульованих вище, високу ефективність показав двоетапний підхід «регресія-оптимізація» [4, 6, 7]:

1. Функціональне наближення експериментальних значень критеріїв якості (як правило, статистичними методами планування експерименту).
2. Багатокритеріальна оптимізація з визначенням значень факторів, що відповідають компромісному оптимуму критеріїв оптимізації.

Проте в даному випадку до наведеного вище ефективного двоетапного алгоритму довелося внести суттєві зміни через особливості проведення експериментальних досліджень. В якості вихідних даних для наближення функцій відгуку використовувалися результати активного експерименту несистематичного характеру (рис. 1).

На рис. 1 відображено експериментальні значення критеріїв оптимальності y_1 - y_4 у проекціях на площину факторного простору x_1 , x_2 . Розташування точок на рис. 1, а-г – однакове для критеріїв y_1 - y_4 , і відповідає порядку проведення експерименту, тобто значенням x_1 , x_2 для кожного з дослідів. Абсолютні значення функцій відгуку відображені кольоровим розподілом точок (дослідів).

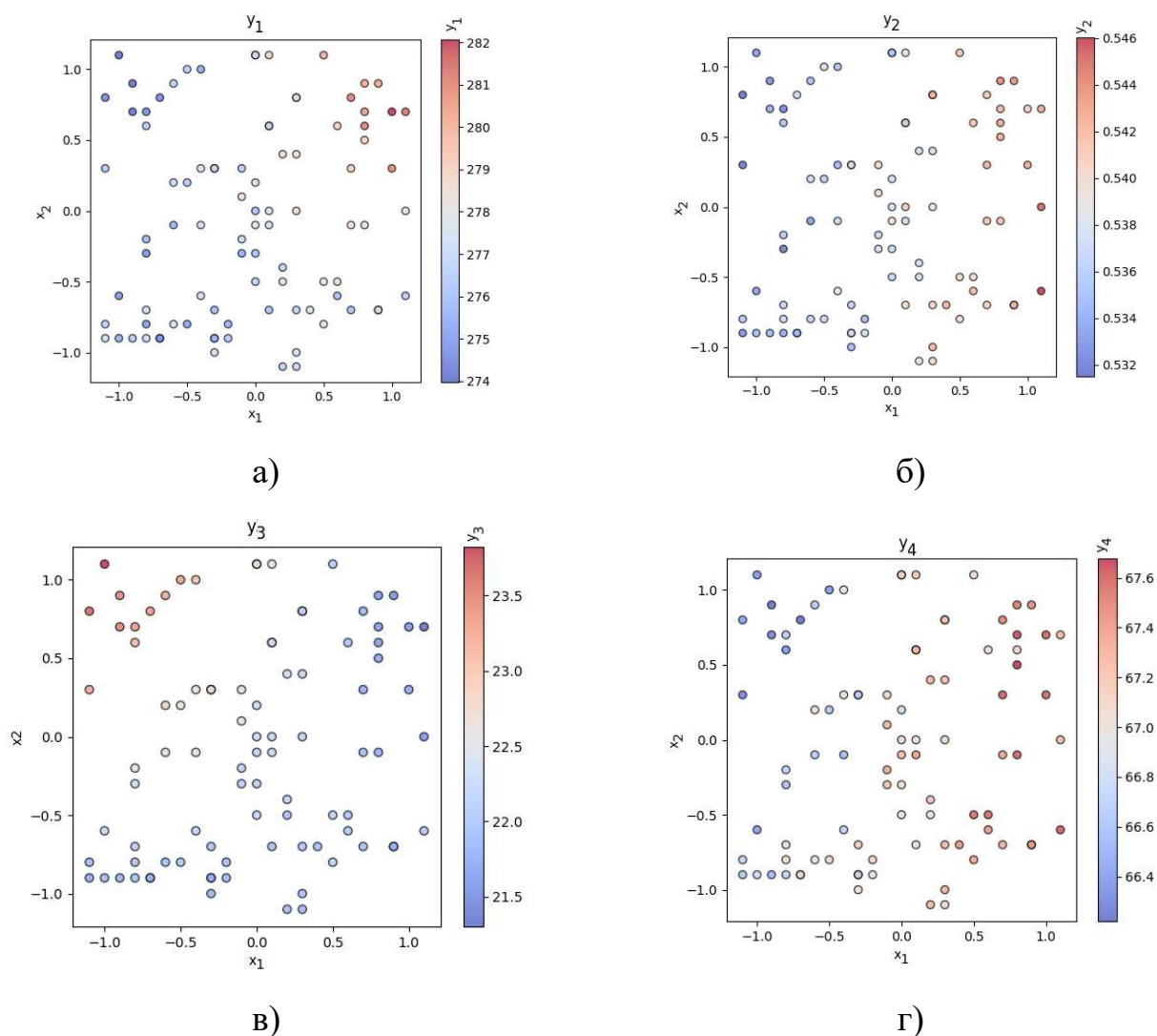


Рис. 1. Експериментальні значення технологічних відгуків в факторному просторі:

а – тривалість реакції полімеризації (хв); б – насипна густина продукту (г/см³);
в – пористість продукту (частки); г – ступінь полімеризації (за К-середнім)

Відомо, що в теорії і практиці планування експерименту використовуються плани експерименту із чітко визначеною структурою (повний факторний експеримент (ПФЕ), центральні композиційні плани (ЦКП), плани Бокса-Бенкена

тощо); це дає важливі переваги у порівнянні з довільними таблицями значень факторів, зокрема: оптимальність розташування точок (системні плани дозволяють рівномірно розподілити точки експерименту в просторі факторів, що забезпечує максимальну інформацію про систему за мінімальної кількості дослідів), мінімізація кореляції між факторами та уникнення мультиколінеарності (і внаслідок цього – нестійких розрахунків регресійної моделі), економія ресурсів експериментатора (чітко структуровані експериментальні плани дозволяють мінімізувати кількість дослідів без втрати якості регресійної моделі).

Доступні авторам дані являють собою результати експериментів на дослідно-промисловій установці синтезу полівінілхлориду; експерименти відповідали вимогам та нормативам проведення активного експерименту, проте проводилися поза чітко структурованим планом експерименту. Внаслідок цього при спробі побудови експериментально статистичних моделей за наявними даними мала місце мультиколінеарність – виродженість інформаційної матриці системи, тобто метод найменших квадратів для визначення коефіцієнтів рівнянь регресії виявився незастосовним в своєму класичному вигляді. Застосування «обхідних методів» розрахунку визначника інформаційної матриці (зокрема, рідж-регресії) було визнано за недоцільне, оскільки при цьому не усувалися б основні проблеми мультиколінеарності – нестійкість коефіцієнтів регресії, низька точність прогнозів за моделями, можливість відбракування статистично значущих регресорів тощо.

З урахуванням зазначеного, було прийнято рішення відмовитися від функціонального наближення експериментальних значень відгуків регресійними моделями планування експерименту на користь нейромережевого наближення.

Дослідження порівняльної ефективності вказаних двох підходів до наближення експериментальних даних [8, 9] показує, що нейронні мережі показують більшу порівняльну ефективність для випадку нерівномірних або випадкових вибірок великого обсягу. При плануванні експерименту за класичними методами (повний факторний експеримент або центральний композиційний план і т.д.) точки в факторному просторі розміщуються рівномірно або за спеціальними алгоритмами (наприклад, D-оптимальним), що дає змогу побудувати регресійну модель, яка

задовільно описує поведінку системи в усьому просторі факторів. Однак, якщо експеримент проведено несистемно (як у випадку даного дослідження), деякі з областей факторного простору містять багато точок (надлишкові вимірювання), інші області майже не представлені (відсутність даних); між експериментальними точками в факторному просторі наявні значні проміжки, що робить регресійну модель нестабільною при прогнозуванні в цих зонах. Нейромережі ж завдяки особливостям своєї організації (зокрема, використанню регуляризації, адаптивності до складного розподілу точок) здатні виконувати гладке нелінійне наближення експериментальних даних, навіть якщо експериментальні точки розташовані нерівномірно.

З урахуванням зазначеного, було виконано нейромережеве наближення експериментальних значень критеріїв якості. Архітектура використаної нейронної мережі:

- два нейрони вхідного шару (відповідно до кількості змінних x_1 і x_2);
- два прихованих шари: по 10 нейронів у кожному, функція активації – лінійна ReLU;
- чотири нейрони вихідного шару (відповідно до кількості змінних y_1, y_2, y_3, y_4), без активації (оскільки виконується апроксимація).

В якості функції втрат взято середньоквадратична похибка (mse), характерну для задач наближення.

Процедуру нейромережевого моделювання реалізовано мовою Python у середовищі PyCharm із використанням бібліотек TensorFlow [10] та допоміжних математичних бібліотек і бібліотек візуалізації. Для навчання мережі використано адаптивний алгоритм оптимізації (Adam). Кількість епох навчання – 200.

Для контролю якості наближення експериментальні дані було розділено на навчальну і тестову вибірку. Співвідношення між вибірками – стандартне: 80% – на навчальну вибірку і 20% експериментальних точок – на тестову вибірку.

Використання тестової вибірки дало змогу уникнути паразитних явищ перенавчання й надлишкової для даного набору експериментальних даних кількості нейронів у внутрішніх шарах мережі (рис. 2).

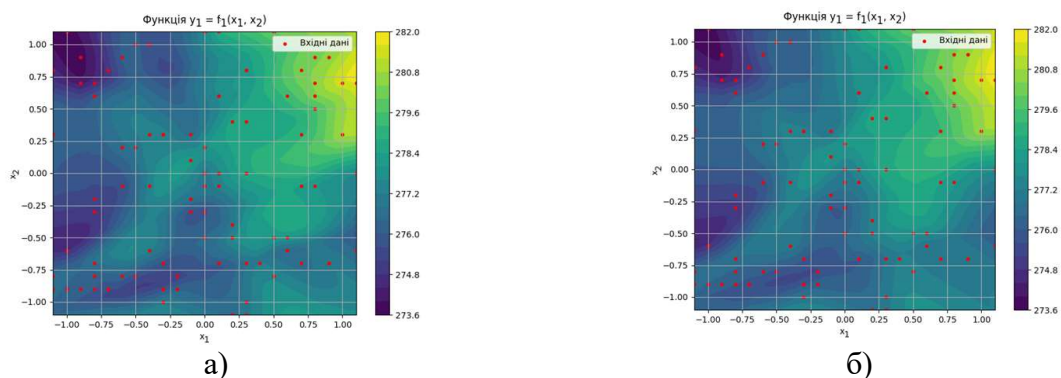


Рис. 2. Надлишкова деталізація поверхні нейромережевого відгуку (для критерію y_1 – насипна густина продукту) та явище перенавчання:

а – 400 нейронів у внутрішніх шарах мережі; б – 200 нейронів у внутрішніх шарах мережі.

Прийняття рішень за результатами наближення експериментальних даних передбачало аналіз модельованих поверхонь відгуку (рис. 3) та багатокритеріальну оптимізацію із визначенням значень технологічних факторів, що відповідають компромісному оптимальному значенню функцій відгуку.

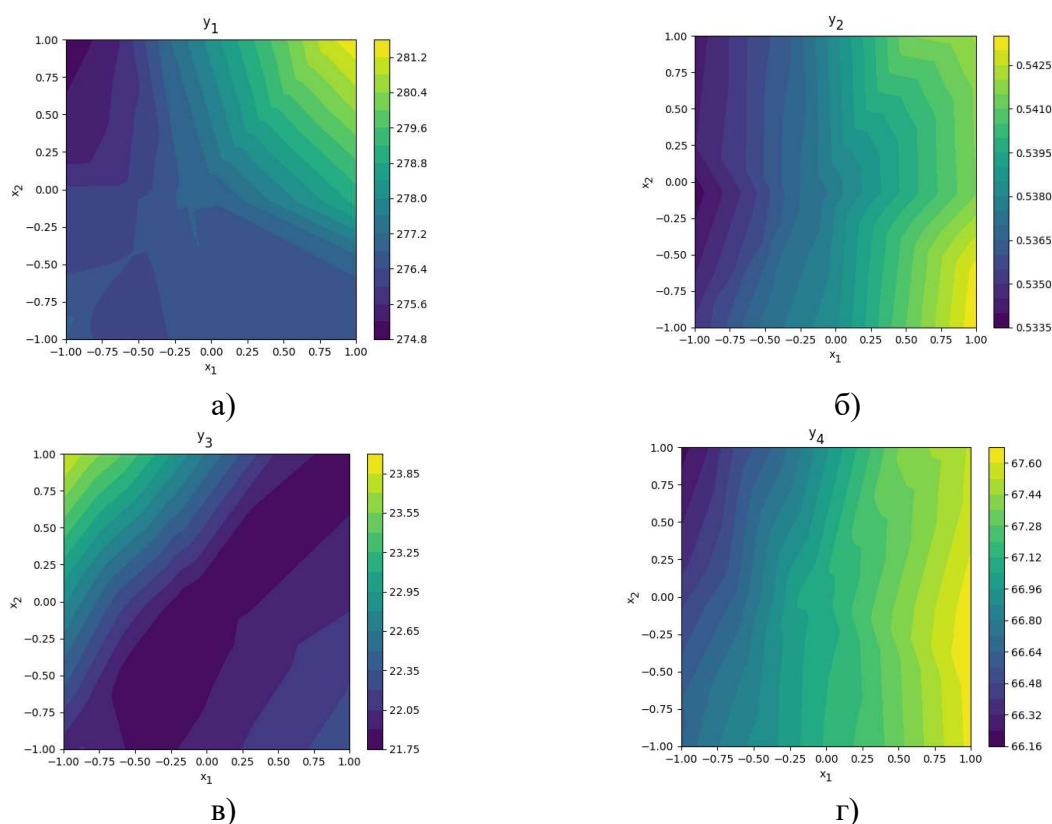


Рис. 3. До аналізу нейромодельованих поверхонь технологічних відгуків:

а – тривалість реакції полімеризації (хв); б – насипна густина продукту (г/см^3); в – пористість продукту (частки); г – ступінь полімеризації

Внаслідок конфліктуючого характеру критеріїв оптимальності, узагальнений критерій оптимальності, отриманий адитивною лінійною згорткою критеріїв y_1 - y_4 (рис. 4), виявився неефективним.

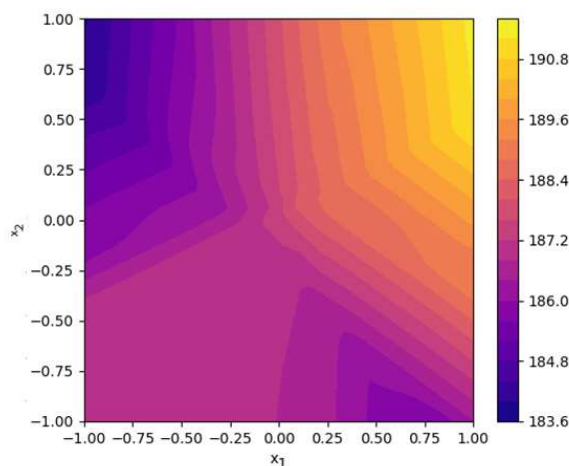


Рис. 4. Графічна інтерпретація узагальненого критерію оптимальності, отриманого адитивною лінійною згорткою

Також, було визнано за недоцільне використання до багатокритеріальної оптимізації в даному випадку підходу на основі функції бажаності (через ускладненість використання нейромережевих моделей в якості часткових критеріїв бажаності).

Таблиця 2

Розрахункові оптимальні значення технологічних факторів

x_1 – час введення додаткового об'єму вінілхлориду, хв		x_2 – час теплового удару, хв	
Кодовані значення	Натуральні значення	Кодовані значення	Натуральні значення
0,43	174,3	0,00	235

В якості інструменту багатокритеріальної оптимізації було застосовано метод поступок (лексикографічний метод) з ранжуванням критеріїв в порядку нумерації і величиною поступки 10 %. Результати пошуку оптимального режиму процесів промислового синтезу полівінілхлориду представлено у табл. 2 (значення технологічних факторів) та табл. 3.

Таблиця 3

Очікувані значення технологічних відгуків

y_1 – час реакції (хв)	y_2 – насипна густина (г/см ³)	y_3 – пористість	y_4 – ступінь полімеризації
277,9	0,5	22,0	67,2

Висновки. Відповідно з завданнями дослідження було проведено комплексний аналіз впливу технологічних параметрів (часу введення додаткових об'ємів мономеру-вінілхлориду та моменту теплового удару) на якість одержуваного полівінілхлориду. У результаті нейромережевого наближення даних активного експерименту та багатокритеріальної оптимізації було встановлено, що оптимальними значеннями факторів є: час введення додаткового об'єму ВХ – 174,3 хв., час теплового удару – 235 хв, при яких досягаються найкращі показники якості полівінілхлориду в порівнянні з операціями, коли процес проводився у стандартному (ізотермічному) технологічному режимі.

Представлене дослідження виконано в рамках науково-дослідних проєктів «Комп'ютерне моделювання та оптимізація сталих технологічних схем водного господарства» (номер державної реєстрації 0124U002127) та «Удосконалення технологій промислової водопідготовки з використанням штучних нейронних мереж» (номер державної реєстрації: 0124U001966).

Список джерел

1. Saeki, Y., & Emura, T. (2002). Technical progresses for PVC production. *Progress in Polymer Science*, 27(10), 2055–2131. doi:10.1016/s0079-6700(02)00039-4
2. Feldman, D., Macoveanu, M., & Robila, G. (2006). Suspension Polymerization of Vinyl Chloride with Programmed Temperature: Morphological Characteristics and Thermal Stability of Polyvinyl Chloride). *Journal of Macromolecular Science: Part A - Chemistry*. 11. 1333-1348. 10.1080/00222337708061329.
3. Longeway, G., & Witenhafer, D. (2000). Increasing PVC suspension polymerization productivity by using temperature-programmed reactions. *Journal of Vinyl & Additive Technology*. 6. 100-103. 10.1002/vnl.10231.
4. Tacidelli, A., Alves, J., Vasconcelos, L., & Brito, R. (2009). Increasing PVC suspension polymerization productivity – An industrial application. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 48(1), 485–492. doi:10.1016/j.cep.2008.06.007
5. Darvishi, R., & Shahi, A. (2019). The effects of initiators mixture on suspension polymerization of vinyl chloride and its comparison with other productivity-enhancing

procedures. *International Journal of Plastics Technology*. 23. 1-18. 10.1007/s12588-019-09243-6.

6. Danylkovych, A., Lishchuk, V., & Shakhnovsky, A. (2020). Improvement of structure determining qualitative characteristics of hydrophobized velour. *Fibres and Textiles*. 27(3), 41-48.

7. Danylkovych, A., Lishchuk, V., Sanginova, O., & Shakhnovsky, A. (2023). Optimization of rawhide collagen defibrillization process. *Vlákna a textile*. 30(3), 3-12. <https://doi.org/10.15240/tul/008/2023-3-001>.

8. Kumar, U. (2005). Comparison of neural networks and regression analysis: A new insight. *Expert Systems with Applications*, 29(2), 424–430. doi:10.1016/j.eswa.2005.04.03

9. Nor, M., Safuan, H., Shab, N., Asrul, M., Abdullah, A., Mohamad, N., & Lee, M. (2017). Neural network versus classical time series forecasting models. doi:10.1063/1.4982865

10. TensorFlow. Time series forecasting tutorial. URL: https://www.tensorflow.org/tutorials/structured_data/time_series

* * *

РОЗДІЛ XVII. КРИТИЧНИЙ РОЗГЛЯД ПОНЯТТЯ «СВІДОМІСТЬ» У СУЧАСНІЙ МЕТОДОЛОГІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

DOI

Шевцов Андрій¹ [0000-0002-7307-7768]

Державна наукова установа «Центр інноваційних технологій охорони здоров'я»

Державного управління справами, Київ, Україна

dr_shevtsov@ukr.net

Анотація. Розглянуто сучасні підходи до певних методологічних психолого-філософських питань у сфері ШІ як науки. Зокрема, критично описані такі поняття, як «штучна свідомість»; «штучна особистість»; «сильний» та «слабкий» ШІ; «легка» і «важка» проблеми свідомості; «властивості внутрішнього чуттєвого досвіду (кваліа)», «філософський зомбі», «машинне розуміння» відповідно до концепцій Г.С. Костюка, А. Тьюрінга, Р. Пенроуза, Д.Лукаса, Д.Чалмерза, Д. Гоффмана, Д.Сьорла, які заперечують спрощені погляди на свідомість з точки зору фізикалістського редукціонізму. Наведений аналіз сучасного рівня розробок ШІ свідчить, що алармістські побоювання з приводу «війни мислячих машин з людством» наразі не підтверджуються фундаментальними працями у сфері філософії та психології.

Ключові слова: методологія штучного інтелекту, штучна свідомість, сильний штучний інтелект, «легка» і «важка» проблеми свідомості, кваліа, фізикалістський редукціонізм.

Вступ. У новітні часи широкомасштабного застосування систем штучного інтелекту (СШІ) у різних галузях науки, освіти, медицини, бізнесу, промисловості тощо вельми важливого значення набувають футурологічні питання щодо майбутнього розвитку «розумних машин», набуття ними особистісного статусу та свідомості. Тут дискутують між собою наукові школи позитивного погляду на появу штучного суб'єкта цивілізації як помічника

людини та наукові групи алармістського штибу з позицією катастрофічної загрози людству після здобуття «штучним інтелектом» (ШІ) суб'єктності.

Тож критично важливим для подібної прогностичної діяльності є дослідження епістемологічних і теоретико-методологічних питань ШІ як наукової сфери в її прикладному значенні.

Понятійно-термінологічне поле кіберпсихології

На особливому місці знаходяться проблеми понятійно-термінологічного поля науки про СШІ. Йдеться перш за все про розуміння та застосування фахівцями цієї сфери у своїй аналітико-синтетичній професійній діяльності таких понять як «штучний інтелект», «штучна свідомість», «штучна особистість», «машинне мислення», «розуміння», «суб'єктність», «свобода волі» (у контексті кіберпсихології), а також конструкти із сфери математичного моделювання природного інтелекту й свідомості та інші поняття, які в цій ділянці науки не є однозначно розтлумаченими та усталеними, проте активно дискутуються як практиками, так і теоретиками у сфері розробки СШІ. Примітно, що ці питання також дуже турбують як пересічних так професіональних користувачів СШІ, які застосовують їх як віртуальних асистентів у своїх сферах діяльності та іноді сприймають сучасні СШІ як такі, що мають ознаки «особистості». При цьому вони вірогідніше всього мають базову освіту не в галузі ІТ, психології та філософії, а відповідно до сфери своєї основної професійної діяльності. Отже потребують певних роз'яснень та специфічних знань з теоретико-методологічних питань побудови та функціонування СШІ.

У той же час подібні методологічні питання щодо визначення традиційних понять психології (свідомість, особистість, суб'єктність, інтелект, мотивація тощо) насправді фундаментально дискутуються з тих часів, коли психологія як наука була часткою філософського знання. І хоча з моменту відокремлення психології як експериментальної науки від філософії зазначені питання перейшли в більш практичне поле, тим не менш їх сучасний онтологічний аспект знов повертає нас у сферу не тільки теоретичної психології, але й філософії.

При цьому доречним у сучасних дослідженнях ІІІ наведення певних ремінісценції із робіт наших вітчизняних психологів-класиків, зокрема праць Костюка Г.С. і його теорії особистості.

«Сильний» та «слабкий» штучний інтелект

Розглянемо декілька методологічних питань, що активно дискутуються у зв'язку зі створенням та функціонуванням СШІ в нашій цивілізації. Перш за все триває жвава дискусія, коли йдеться про футуристичний прогноз розвитку у майбутньому так званого «сильного» (універсального) ІІІ такого рівня, що це передбачає набуття СШІ здатності мислити і усвідомлювати себе як окрему особистість (зокрема, розуміти та усвідомлювати власні думки, «внутрішній світ» тощо). Тоді вірогідно, що «розумовий процес» машини буде подібний до людського і навіть його набагато перевищувати за потужністю, враховуючі майже необмежені ресурси пам'яті та швидкість роботи з інформацією. Це дає підстави певних алармістських позицій у суспільстві, що може суттєво уповільнити подальший прогрес у сфері удосконалення ІІІ, аж до призупинення або навіть заборони «сильного ІІІ» на законодавчому рівні.

Примітно, що «слабкого» (так званого, прикладного або вузького) ІІІ ми не «боїмося», адже він як звичайна технічна утиліта призначений для вирішення певної конкретної інтелектуальної задачі або їх невеликої множини (наприклад, системи для гри в шахи, керування транспортом, розпізнавання образів, перекладу, фінансової аналітики тощо). Для таких СШІ не передбачаються наявність у комп'ютера справжньої свідомості. Власно з такими алгоритмами наразі ми на практиці і маємо справу, тобто з наявністю тільки «слабкої» форми ІІІ. (Поки що...!).

«Штучна особистість»

Звертаючись до праці Костюка Г.С. «Проблема особистості у філософському та психологічному аспектах» читаємо таке: «Індивід є особистістю, оскільки він усвідомлює навколишнє буття і себе самого, свої відносини до нього, свої функції та обов'язки, тобто оскільки йому притаманне свідомість та самосвідомість» [2, С.81]. Отже без свідомості не має особистості!

«Штучна свідомість»

Насправді питання про наявність свідомості у мислячого суб'єкта є базовим, онтологічним, а тому в значній мірі філософським. Тому й зрозуміло, що в епоху жорсткого панування в СРСР діалектичного матеріалізму психологи більше приділяли уваги питанням особистості, ніж свідомості. Адже стояло політичне питання виховання особистості нової людини «гомосовєтікус», а поняття свідомості людини в основному зводилися до соціалістичної, комуністичної, правової тощо самосвідомості. У той же час в закордонній психології та філософії розробки методології свідомого та несвідомого не припинялися, що позитивно вплинуло на фундаментальні дослідження у сфері епістемологічних основ «штучного інтелекту».

До цих пір наявні СШІ побудовані за концепцією математика Алана Тьюрінга, який запропонував у 1936 році певний математичний об'єкт для формального уточнення інтуїтивного поняття алгоритму, яке згодом назвали «машина Тьюрінга».

Машина Тьюрінга є абстрактною моделлю обчислень, яка працює за чітко визначеними правилами (алгоритмами). У класичному розумінні вона просто оперує символами відповідно до певної програми, що не передбачає необхідність мати внутрішній досвід (*qualia*) або суб'єктивного усвідомлення своєї діяльності.

Лауреат Нобелівської премії Роджер Пенроуз у своїх всесвітньо відомих роботах кінця минулого століття до проблеми наявності у СШІ свідомості застосував теорему Геделя про неповноту, яка наголошує на принципових обмеженнях формальної арифметики і демонструє, що існують математичні істини, які неможливо довести жодним набором формальних правил [7].

Свідомість принципово не є обчислювальною, тож він вважає (що співпадає і з нашою думкою), що СШІ, як машина Тьюрінга, ніколи не може набути свідомість і дістати справжнього інтелекту, подібного до природного. Пенроуз пише про «фізику» свідомості, яка є незчисленною та існує в реальності, подібної до квантової реальності. На відміну від класичної реальності, яку ми можемо безпосередньо сприймати та з якою взаємодіяти. Отже, це означає, що свідомість

перевершує «обчислення», оскільки вона передбачає розуміння причин, що лежать в основі формальних правил, а не просто їх дотримання.

Справедливості раді треба також зауважити, що ідею про те, що свідомість не можна звести до алгоритмів, вперше висунув філософ Джон Лукас з Оксфордського університету, який також ґрунтуючись на теоремі Геделя про неповноту стверджував, що машина не може бути повною та адекватною моделлю людського розуму [6]. Отже і Лукас, і Пенроуз з точки зору математичної логіки спростовували міф про те, що СШІ дістане свідомість.

Важливо тут також згадати резонансні дослідження філософа нового часу Девіда Чалмерза, який також вважає, що свідомість насправді є чимось більшим, ніж просто обчислювальний процес [4]. Його праці мають дійсно революційне значення, адже на початку ХХІ століття, важко знайти фундаментальну публікацію про свідомість, в якій не згадувалося б доробок цього автора

Фактично його теорія свідомості знаходиться в контраверсійній парадигми філософського дуалізму (Теза, згідно з якою Всесвіт складається як з матеріальних субстанцій, так і ментальних). Проте сам Чалмерз називає свій підхід «натуралістичним дуалізмом», адже він виступає проти спрощеного погляду на свідомість з точки зору фізикалістського редукціонізму, який ґрунтується на переконанні, що закони спостережуваного світу поширюються і на внутрішній ментальний світ спостерігача. Таким чином Чалмерз виключає редукцію усвідомленого мислення до функції мозку, при цьому погоджуючись із очевидним зв'язком мисленнєвих операції з біофізичними процесами, а також свідомості із фізичним світом. Проте філософ вважає походження свідомості від останнього експериментально не доведеним, принаймні не бачить доказів існування абсолютних механізмів породження свідомості виключно фізичним світом.

Чалмерз розрізняє дві проблеми співвідношення ментального і тілесного: «легка» і «важка» проблеми свідомості. До «легких» проблем Чалмерз відносить ті, які зводяться до функціонального пояснення мислення через дослідження організації біофізичних систем і, отже, потенційно розв'язуються за допомогою методів, використовуваних в нейробіології і когнітивній науці. Розв'язання цих проблем є

суто технічною задачею. Цю частину проблеми співвідношення ментального і тілесного Чалмерз відносить до нейрофізіологічних аспектів ментального.

«Важка проблема» (чи викликають обчислення переживання?) на його думку до цих пір є таємницею для сучасної науки і містить у собі питання яким чином фізична система могла б породжувати свідомий досвід? Тобто породжувати кваліа. Як сказано, він стверджує, що жоден формалізм поки не дав відповіді на останнє питання. Хоча для розв'язання «легких проблем» можна промодельовувати відповідні інтелектуальні функції формальними операціями. Але безпосередньо для свідомості, суб'єктивного досвіду та переживання функціонально-редукційна деконструкція неможлива!

Вочевидь такий підхід за наявною технологією алгоритмізації несумісний із прогнозами набуття свідомості (в людському її розумінні?!) машиною.

Кваліа та «штучна особистість»

Припустимо, що ми навчили СШІ як істоту, яка поводить себе подібно до звичайної людини. Проте в ній будуть відсутні свідомий досвід (кваліа) або властивості чуттєвого досвіду. Тобто вона ефектно проходить тест Тьюринга і повноцінно симулює природній інтелект. Чи буде вона функціонувати без «духовної» складової? Чи зможемо ми назвати її штучною особистістю? Чи ця механічна істота залишиться в реальності «філософським зомбі» (Philosophical zombie) або «біхевіоральним зомбі» (Behavioral zombie), що поведінкою не відрізняється від звичайної людини і все ж не має ніякого свідомого досвіду, кваліа, а значить – свідомості. Чалмерз стверджує, що оскільки існування «зомбі» можливо, то поняття кваліа і здатність усвідомлювати відчуття досі не отримали повного пояснення з точки зору властивостей фізичного світу.

Можна поставити питання таким чином. Якщо ми дамо якимось способом машині чуттєвий досвід чи з'явитися у неї кваліа, внутрішній досвід, що і буде складати свідомість?

Така технологія може бути виправдана, адже Дональд Девід Гоффман (американський когнітивний психолог, професор Каліфорнійського університету) у своїх книгах писав як згортається і трансформується зовнішня

інформація для нашої свідомості, зокрема в книзі "Як відчуття брешуть нам" [5]. Він вважає, що фактично наш мозок транслює нашій свідомості не реальний обсяг інформації про зовнішній світ, а перетворену інформацію таким чином, щоб ми могли з нею оперативно і коректно працювати заради еволюції.

Тобто у роботах Гоффмана розгорнута популярна у когнітивістиці та нейропсихології гіпотеза про те, що мозок годує нашу свідомість викривленою інформацією про реальність з метою адаптації та оптимізації нашої діяльності заради нашого виживання (Цей підхід отримав назву «усвідомлений реалізм» – *Conscious Realism*). Тобто наш мозок для розвитку властивості людини ефективного прийняття рішень використовує адаптовану (згорнуту) інформацію, отриману через органи відчуття, і трансформує її під задачі біологічної еволюції людини. Адже, якщо б мозок давав би свідомості (а непевно і підсвідомості) повну і детальну інформацію про реальність – людина не змогла б оперативно приймати рішення щодо своєї діяльності з необхідною для виживання швидкістю та ефективністю.

При цьому Гоффман йде далі і зазначає, що загальноприйнята думка, за якою активність мозку викликає свідомий досвід, до цих пір нерозв'язна, з точки зору доведених наукових аргументів. Тому він досить контраверсійно пропонує вирішити нерозв'язану проблему свідомості через перегортання піраміди реальність-відчуття-мозок-свідомість, прийнявши зворотну гіпотезу, за якою свідомість викликає активність мозку і, по суті, «створює» всі об'єкти та властивості фізичного світу в інтрапсихічній парадигмі.

Отже згідно з Гоффманом, еволюція не вимагає точного відображення реальності; вона потребує лише адаптивного, корисного для виживання сприйняття. Реальність, яку ми бачимо, є зручною «іконкою» (як на робочому столі комп'ютера), яка приховує реальну, більш складну сутність.

Тож яка різниця в ситуаціях, якщо ми так само можемо годувати машину «жуйкою» із спеціально обробленої інформації або вона б отримала свій власний чуттєвий досвід (квалія)? Отже у неї могла б з'явитися свідомість?

«Машинне розуміння»

У праці «Щодо психології розуміння» Костюк Г.С. пов'язує свідомість з розумінням усього того, на що вона та пізнавальні процеси спрямовані: різних явищ природи, суспільного життя та внутрішнього світу самої людини тощо [1].

У дослідженнях Костюка Г.С. розуміння постає як структурований процес, який можна описати такими дескрипторами (у реконструкції Рибалки В.В. [3]): а) потреби та мотиви розуміння; б) ознайомлення з фактами, відображення, усвідомлення об'єктивного змісту, складних зв'язків в об'єктах розуміння; в) цілеспрямованість, тобто спеціальні питання, цілі, завдання розуміння; г) пошук засобів розуміння, продуктивна, результативна сторона цього процесу; д) емоційний аспект процесу розуміння.

Всі ці аспекти можна успішно проаналізувати у площині «діяльності» СШІ, зокрема й ті, що можна ефективно запрограмувати, наприклад: цілеспрямованість, завдання, цілі. Проте академік Костюк Г.С. в декількох своїх працях наголошує, що руховою силою процесів пізнання є мотивація. Напрошується питання – де знайти в програмному коді машини мотивацію? Хіба можна назвати справжньою мотивацією алгоритмізовану потребу виконати завдання, що поставила СШІ людина? Проблеми також виникають під час алгоритмізації емоційного аспекту процесу розуміння.

Щодо можливості «розуміння» машиною свого функціонування та буття у цілому, то відповіддю певним наведеним вище аспектам є уявний експеримент під назвою «китайська кімната», який запропонував американський філософ Джон Сьорл. Він використовується в літературі як аргумент, згідно з яким навіть складна формальна система, що маніпулює символами, не може володіти розумінням або свідомістю. Уявімо в кімнаті людину, яка не знає китайської мови, але отримує китайські символи та видає відповідь за певними правилами (алгоритмом), не розуміючи значення жодного із ієрогліфів. У підсумку експерименту ми можемо зробити помилковий висновок, що людина володіє китайською через те, що вірно реагує на наданий текст і вирішує завдання. Сьорл порівнює таку ситуацію з роботою комп'ютера, який, незважаючи на правильний результат завдань, не усвідомлює

смислу та значення своїх дій, не мислить у цілому і не усвідомлює себе: машини обробляють інформацію, але не розуміють її [8].

Висновки. В даному матеріалі ми проаналізували деякі праці філософів з точки критиків існування «штучної свідомості». Звичайно в літературі можна знайти також і безліч прихильників позитивного прогнозу щодо перебігу подій у кіберпсихології таким чином, що майбутні штучні інтелектуальні системи стануть настільки складними, що питання свідомості може отримати нову інтерпретацію. Проте наведений вище аналіз ситуації у сфері ШІ свідчить, що алармістські побоювання з приводу «війни мислячих машин з людством» наразі не підтверджуються на сучасному рівні розвитку кіберпсихології.

У подальшому як теоретичний, так і прикладний аспект можуть мати дослідження зазначених питань щодо перспектив розвитку «штучної особистості» з точки зору методологічного доробку прихильників футуристичної теорії «сильного штучного інтелекту».

Список джерел

1. Костюк Г. С. (1988). Про психологію розуміння. Вибрані психологічні праці, 304 с.
2. Костюк Г.С. (1988). Проблема особистості у філософському та психологічному аспектах. Вибрані психологічні праці. 304 с., С.81.
3. Рыбалка В.В. (2015). Теории личности в отечественной философии, психологии и педагогике: Пособие. – Житомир : ЖГУ им. И. Франко, 872 с.
4. Chalmers D. (1996). The conscious mind: in search of fundamental theory. – N.Y.: Oxford University Press.
5. Hoffman, D.D. (2010). Sensory Experiences as Cryptic Symbols of a Multimodal User Interface. *Act Nerv Super* 52, 95–104 <https://doi.org/10.1007/BF03379572>, accepted 02 July 2010, published 21 February 2017; Hoffman, D. (2019). *The Case Against Reality: Why Evolution Hid the Truth from Our Eyes*. WW Norton & Company.
6. Lucas, J. R. (1961). “Minds, Machines and Gödel”. *Philosophy*, vol. 36, pp. 112–127.
7. Penrose, R. (1994). *Shadows of the mind: A search for the missing science of consciousness*. Oxford University Press, New York.
8. Searle J. (1980). Minds, brains, and programs. *The behavioral and brain sciences*, vol. 3, pp. 417–45724.

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

Абрамов С., Кравченко С., Синиціна Ю., Титаренко О. (Розділ I);
 Гладун А., Хала К. (Розділ II); Гмиря В., Романовська Л., Никітченко А.,
 Панченко А. (Розділ III); Головчак М. (Розділ IV); Hrytsuliak H. (Chapter V);
 Karmadonova T. (Chapter VI); Komarov A. (Chapter VII);
 Кирилах С. (Розділ VIII); Кривчун В. (Розділ IX); Ostapenko O. (Chapter X);
 Політова А. (Розділ XI); Попов О., Яцишин А., Ковач В., Кочелаб Є., Хапко Ю.
 (Розділ XII); Romanyuk O., Zavalniuk Y., Bobko O., Stakhov O., Romanyuk S.
 (Chapter XIII); Рогушина Ю., Гришанова І. (Розділ XIV); Цехмістренко С.,
 Бітюцький В., Ластовська І. (Розділ XV);
 Шахновський А., Квітка О., Колюшко О. (Розділ XVI);
 Шевцов А. (Розділ XVII).

Штучний інтелект у науці :

Монографія

За редакцією

Яцишина Андрія та Яцишин Анни

Видавець ФОП Ямчинський О.В.

Свідоцтво про внесення суб'єкта видавничої справи до Державного реєстру видавців,
 виготовлювачів і розповсюджувачів видавничої продукції серія ДК№ 6554 від 26.12.2018 р.
 03022, м. Київ, вул. Васильківська, 32 Тел.: +38(077) 38-28-385 e-mail: comprint@ukr.net



ІНСТИТУТ
ЦИФРОВІЗАЦІЇ
ОСВІТИ
НАПН УКРАЇНИ

Інститут цифровізації освіти НАПН України



sites.google.com/view/aise-2025



**Центр інформаційно-аналітичного та технічного
забезпечення моніторингу об'єктів атомної енергетики
НАН України**

