

НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ

**ІНСТИТУТ ПРОБЛЕМ МОДЕЛЮВАННЯ В
ЕНЕРГЕТИЦІ ІМ. Г.Є. ПУХОВА**



НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ

**«ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ
В НАУКОВИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ
ТА ПРИКЛАДНИХ РОЗРОБКАХ»**

Збірник матеріалів конференції
11 квітня 2024 р.

Київ – 2024

УДК 004.8:[001+6]

Рекомендовано до друку Вченою радою
Інституту проблем моделювання в енергетиці
ім. Г.Є. Пухова НАН України
(протокол №4 від 25 березня 2024 р.)

Організаційний комітет:
В.Д. Самойлов, А.О. Тарановський та ін.

Програмний комітет:
В.Д. Самойлов, А.О. Тарановський та ін.

Відповідальний за випуск:
А.О. Тарановський

Use of Artificial Intelligence in Scientific Research and Applied Development : collection of materials of the scientific and practical conference, Kyiv, April, 2024, PIMEE of NAS of Ukraine. - 2024. – 89 p.

Використання штучного інтелекту в наукових дослідженнях та прикладних розробках : збірник матеріалів науково-практичної конференції, м. Київ, 11 квітня 2024 р., ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2024. – 89 с.

© Автори публікацій, 2024

© Інститут проблем моделювання в енергетиці
ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2024

ЗМІСТ

В.Д. Самойлов, А.О. Тарановський ДОСВІД ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	6
А.О. Тарановський СТВОРЕННЯ ТЕСТОВИХ ЗАВДАНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	9
Г.В. Панцирева ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СІЛЬСЬКО- ГОСПОДАРСЬКОМУ ВИРОБНИЦТВІ	12
Н.В. Заїка, В.С. Ракович, М.Ю. Комаров ВИКОРИСТАННЯ СЕРВІСІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ КІБЕРРОВІДКИ НА ПІДПРИЄМСТВАХ ТА ОБ'ЄКТАХ КРИТИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ.....	14
О.О. Ципляк, В.О. Артемчук ПЕРСПЕКТИВИ ЗАСТОСУВАННЯ АВТОНОМНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ АРХІТЕКТУРИ ТИПУ LLAMA ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ АНАЛІЗУ НАУКОВИХ ПУБЛІКАЦІЙ	17
Д.С. Козлова, М.О. Гетманська, І.Ю. Циганенко-Дзюбенко ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОСВІТНЬОМУ ПРОЦЕСІ НАУКОВОГО ЛІЦЕЮ ЖИТОМИРСЬКОЇ ПОЛІТЕХНІКИ	22
Л.М. Лобанов, Д.І. Стельмах, В.В. Савицький, О.П. Шуткевич, І.Л. Шкурат ДИСТАНЦІЙНИЙ МОНИТОРИНГ КИЇВСЬКОЇ ТЕЛЕВЕЖІ НА ОСНОВІ МЕТОДУ ФОТОГРАММЕТРІЇ ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	25
Е.К. Кузьменко ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ПСИХОЛОГІЇ: ПОТЕНЦІАЛ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ДАНИХ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	28
Б.М. Плєскач ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОЦІНКИ ПРИ ХОВАНИХ ВТРАТ ЕНЕРГІЇ.....	30
Н.Г. Новиков, А.Г. Кривохата МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ СОЦІАЛЬНИХ ЯВИЩ.....	33
А.О. Лєпасьєв, І.В. Плетяний ВИКОРИСТАННЯ ЧАТ БОТІВ ЗІ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ ПРИ РОЗРОБЦІ ТРЕНАЖЕРІВ В СЕРЕДОВИЩІ UNITY	36
О.В. Царук ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У БІОЕНЕРГЕТИЦІ.....	38

Д.І. Олійник, Д.А. Ніжний МЕТАВСЕСВІТ ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ: ВИКЛИКИ І ТЕНДЕНЦІЇ.....	40
М.С. Бричук, І.О. Венгер, О.М. Костюченко ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОСВІТНЬОМУ ПРОЦЕСІ НУФВСУ	43
А.В. Єременко РЕВОЛЮЦІЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	46
А.С. Бондар, О.С. Георгадзе, М.Ю. Комаров ІНТЕГРОВАНІЙ ПІДХІД ДО ОЦІНКИ ТА КЕРУВАННЯ РИЗИКАМИ КІБЕРБЕЗПЕКИ У СФЕРІ КРИТИЧНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ: ПЕРСПЕКТИВИ ТА ВИКЛИКИ.....	49
В.С. Ракович, В.В. Цуркан ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ДОПОВНЕНІЙ РЕАЛЬНОСТІ.....	51
І.В. Пучко, М.С. Ярошинський ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У БІОМЕДИЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ: ДОСЯГНЕННЯ ТА ПЕРСПЕКТИВИ.....	53
О.М. Дибач ПЕРСПЕКТИВИ ТА ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АТОМНІЙ ЕНЕРГЕТИЦІ	56
А.В. Давидюк ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СИТУАТИВНОМУ РЕАГУВАННІ НА КРИЗОВІ ПОДІЇ В ДАТАЦЕНТРАХ	59
О.А. Кравчук ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В РОЙОВИХ СИСТЕМАХ.....	61
А.В. Шишацький, С.О. Кашкевич, О.Г. Бузун УДОСКОНАЛЕНА МЕТОДИКА БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО ОЦІНЮВАННЯ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ	67
В.М. Матвєєнко, С.О. Кашкевич, М.В. Самофал МЕТОДИКА ПОШУКУ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ УДОСКОНАЛЕНОГО АЛГОРИТМУ СТРИБАЮЧИХ ЖАБ	70
О.В. Єфименко, С.О. Кашкевич, О.В. Лаговський РОЗРОБКА МОДЕЛІ АНАЛІЗУ ТА БАГАТОВИМІРНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ РОБОЧОГО СЕРЕДОВИЩА НАЗЕМНИХ РОБОТИЗОВАНИХ ПЛАТФОРМ.....	74
О. Ogir ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ACOUSTIC HOLOGRAPHY: NEW HORIZONS AND PERSPECTIVES FOR IMAGE PROCESSING	78

D. Slobodeniuk, A. Kopp

DEVELOPMENT AND RESEARCH OF SOFTWARE COMPONENTS FOR
PROCESSING SCANNED DOCUMENTS BY MEANS OF OPTICAL
CHARACTER RECOGNITION 80

**M. Mamuta, M. Vasnetsov, V. Voytsekhovich, N. Kachalova, O. Mamuta,
A. Khodko, V. Khomenko, V. Pavlov**

AUTOMATED CORRECTION OF OPTICAL SPECKLE-FIELD VISIBILITY
WITH NEURAL NETWORKS..... 84

Yu. Remyha, N. Pryimak, N. Trushkina

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS DIGITAL TOOL OF COMPANIES'
MARKETING MANAGEMENT..... 86

ДОСВІД ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Виведення технологій штучного інтелекту (ШІ) на ринок у вигляді готових продуктів переводить пов'язані із ними питання з рівня суцільного теоретизування у практичну площину. В свою чергу, це дозволяє зробити перші узагальнення щодо досвіду використання ШІ.

За сукупністю таких критеріїв, як доступність, безкоштовність, придатність до обробки природньої мови включно із українською, можливість взаємодії в діалоговому режимі, станом на тепер серед таких продуктів можна окремо виділити наступні системи ШІ: ChatGPT компанії OpenAI (безкоштовна версія з моделлю GPT-3.5 в основі) [1], Copilot компанії Microsoft у складі браузера Edge (побудована на моделі GPT-4 компанії OpenAI) [2], Gemini компанії Google (раніше відома як Bard, тепер побудована на доступі до моделі Gemini компанії DeepMind) [3].

З точки зору робочого процесу, використання ШІ на прикладі Gemini описано на Рисунку 1. Через їх універсальність й галузеву нейтральність, використано стандарт BPMN [4] й програмний пакет Bizagi Modeler [5].

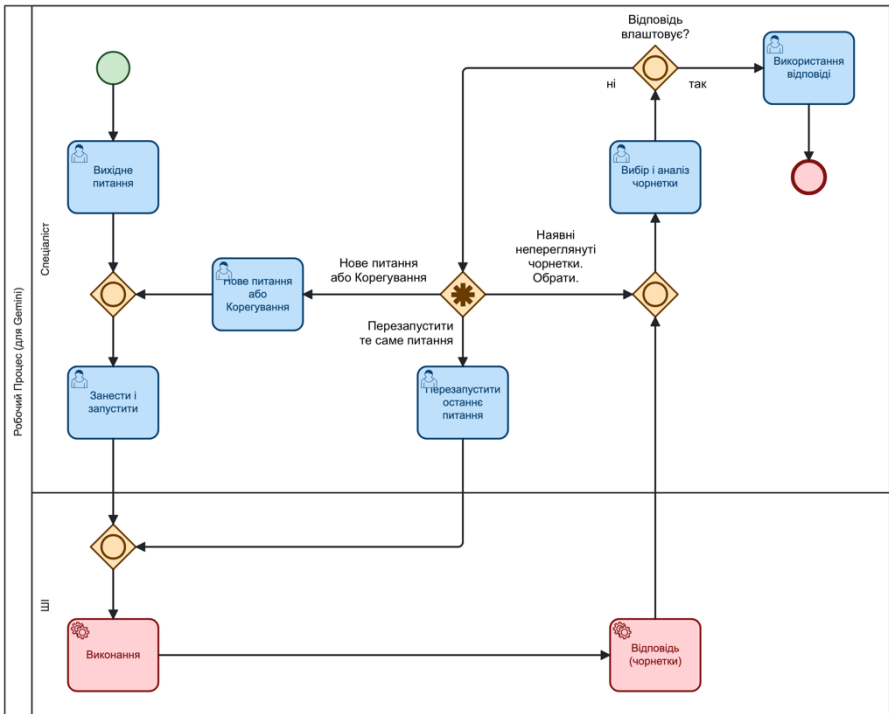


Рисунок 1 – Робочий процес взаємодії спеціаліста з ШІ (BPMN)

Потенційне використання ШІ на прикладі згаданих систем обмежується лише уявою користувача та визначальною характеристикою великих мовних моделей генерувати текст виходячи з запиту користувача. Але якщо навіть обмежуватися лише ефективним використанням у дослідницькому і практичному напрямках, то ці системи здатні до створення неабияких можливостей для користувача, які були відсутні ще нещодавно.

В цьому відношенні, тематика використання ШІ може бути достатньо широкою, навіть якщо розглядати це тільки у вимірах характеру результату й сфери застосування. Отриманий досвід використання ШІ свідчить про придатність згаданих систем до стилістичного редагування текстів — статей, тез, звітів й такого іншого, до надання посилань на результати наукових досліджень за наведеною у запиті тематикою, до підготовки галузевих документів, зокрема у сфері електроенергетики, й тестових завдань у межах контролю знань, зокрема для профільної підсистеми комп'ютерного системи контролю знань персоналу енергетичних підприємств, до забезпечення підтримки консультативного характеру при створенні тренажерів з використанням редактору Unity [6], зокрема щодо фрагментів коду мовою програмування C# та щодо ігрових об'єктів, та аж до забезпечення підтримки в сфері діловодства при підготовці документів, навіть якщо йдеться про документи Президії НАН України.

Якщо об'єктивна оцінка використання ШІ все ще лишається на порядку денному, то суб'єктивна оцінка такої взаємодії доступна вже зараз та може бути окреслена наступним чином.

Серед позитивних моментів використання ШІ на прикладі згаданих систем можна виокремити психологічну зручність для користувача, завдяки відсутності бодай якоїсь незручності в частині тону, форми й змісту запитів до системи, наявності впевненості в неодмінному отриманні результату та можливості обрання найкращого на думку користувача варіанту відповіді, прийнятну якість відповідей на синтаксичному й семантичному рівнях, в достатній мірі виражені ознаки того, що система не має достатньої змістовної основи для опрацювання порушеної користувачем у запиті тематики, можливість стилістичного редагування й переформулювання отриманого користувачем в якості результату тексту.

Очікувано, згадані системи ШІ не позбавлені й недоліків у їх сучасному стані, серед яких слід окремо зазначити відсутність власного критичного відношення до згенерованих за запитом користувача текстів, що можуть супроводжуватися достатньо високим рівнем категоричності, необхідність спеціальних знань на рівні користувача для критичного сприйняття отриманого результату і його уточнення, неможливість подавати текстовий матеріал для обробки за гіперпосиланням та обмеження щодо формату й розміру тексту, що виключає використання в якості такого матеріалу великих за обсягом чи обмежених певним форматом текстів, відмова від наукового редагування текстів.

Разом із тим, технології ІІІ невинно розвиваються й вдосконалюються, що впливає й на характеристики систем, які бралися для розгляду. Деякі з наведених недоліків зникнуть або ж будуть нівельовані. Позитивних факторів може стати більше, а наявні можуть бути підсилені. Системи ІІІ неодмінно враховуватимуть результати взаємодії користувачів з цими системами. У будь-якому разі, з досвіду використання ІІІ очевидно, що вже зараз наявний й доступний широкому загалу повноцінний багатocільбовий інструмент, кількісні й якісні характеристики якого постійно підвищуються.

1. ChatGPT. OpenAI. <https://openai.com/chatgpt>
2. Copilot in Edge. Microsoft Learn. <https://learn.microsoft.com/en-us/copilot/edge>
3. Hsiao, S. (2024, 8 лютого). Bard becomes Gemini: Try Ultra 1.0 and a new mobile app today. Google. <https://blog.google/products/gemini/bard-gemini-advanced-app>
4. About the Business Process Model and Notation Specification Version 2.0.2. Object Management Group. <https://www.omg.org/spec/BPMN>
5. Process Mapping and Modeling Software – Bizagi Modeler. Bizagi. <https://www.bizagi.com/en/platform/modeler>
6. Unity Real-Time Development Platform. Unity. <https://unity.com>

СТВОРЕННЯ ТЕСТОВИХ ЗАВДАНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Одна з невіршених проблем в сфері контролю знань полягає в тому, що найменш автоматизованою складовою тестування лишається створення тестових завдань. Вирішення цієї проблеми дозволило б наблизитись до повної автоматизації контролю знань. Адже якщо інші складові тестування — формування набору тестових завдань для тесту, їх виконання, оцінка результатів — мають достатній рівень автоматизації [1], то про створення тестових завдань цього сказати не можна — ця складова все ще потребує безпосередньої активної участі експерта в предметній області, що вимагає значних ресурсів.

Розвиток в сфері обробки природньої мови за рахунок використання технологій штучного інтелекту став вагомим приводом для того, аби розглядати ці технології в якості інструменту автоматизації. В свою чергу, це дозволило трансформувати абстрактну проблему в конкретне завдання: забезпечити використання технологій штучного інтелекту для створення тестових завдань, за якого участь експерта в предметній області була б мінімізована. При цьому, рішення мало бути знайдене на перетині розв'язання наступних питань: які саме технології штучного інтелекту та як саме можуть бути використані; як забезпечити доступність цих технологій для кожного експерта в предметній області; яким чином досягти того, аби витрата ресурсів при використанні експертом в предметній області технологій штучного інтелекту була значно меншою, аніж за традиційного підходу.

Таким рішенням на перетині стали технології штучного інтелекту на основі великих мовних моделей [2]. А саме, як вони зараз згадуються, технології генеративного штучного інтелекту. Спочатку ChatGPT компанії OpenAI. Майже одразу після цього Copilot1 компанії Microsoft. Згодом Gemini2 компанії Google. Їх об'єднує те, що всі вони призначені для обробки природньої мови, доступні в Україні, безкоштовні, придатні для української мови, прості у використанні.

Звісно, технології генеративного штучного інтелекту мають недоліки. Та ці недоліки нівелюються застосуванням таких технологій за призначенням.

ChatGPT, Copilot та Gemini є пропрієтарними продуктами та вони постійно розвиваються їх розробниками. Що унеможливило ефективне усунення негативних та підсилення позитивних факторів через маніпулювання безпосередньо технологіями, які лежать в основі цих продуктів.

¹ первісно Bing

² первісно Bard

Натомість, результативною виявилася реалізація саме того потенціалу, який був закладений в ці продукти їх розробниками. Як інструменти обробки природньої мови, ці продукти побудовані на розумінні поданого тексту та генеруванні тексту в якості результату. А інтерфейс цих продуктів передбачає введення запиту та отримання відповіді на нього.

Саме це дозволяє досягати бажаного результату при створенні тестових завдань за допомогою цих продуктів. Адже тестове завдання — це контроль засвоєння певного матеріалу, а цей матеріал так чи інакше має текстове втілення. Інструкція ж щодо створення запитання до нього є текстом апріорі.

Діалоговий режим взаємодії з продуктом на основі графічного користувацького інтерфейсу дозволяє без додаткових зусиль робити запит, що охоплюватиме вихідний текст й інструкцію до нього, та сприймати результат за цим запитом.

Використання цих продуктів саме таким чином дозволяє скористатися їх перевагами незважаючи на їх недоліки. Це означає, що експерту в предметній області достатньо мати в розпорядженні профільний текст, сформулювати простою природньою мовою інструкцію до нього та оцінити отриманий результат. В подальшому, такий підхід отримав експериментальне підтвердження.

Так, в ході експерименту, було взято профільний текст та подано його в якості запиту до ChatGPT разом із інструкцією простою людською мовою: сформулювати до поданого тексту запитання та варіанти відповіді до нього, один з яких є правильним, а три неправильними, але схожими на правильні. Отриманий результат виявився співставним із наявним в розпорядженні результатом роботи експерта в предметній області для цього профільного тексту за традиційним підходом. Згодом експеримент було відтворено в Copilot та Gemini із отриманням співставних результатів.

В свою чергу, це дозволило поширити вироблений підхід на всі основні типи тестових завдань вироблені в теорії [3] та впроваджені на практиці [4, 5]. Подальші експерименти показали, що на відміну від тестового завдання на вибір однієї або кількох правильних відповідей, формулювання інструкцій для створення інших типів тестових завдань простою людською мовою виявилось більш складним та потребувало значно більше часу. Разом із цим, ці експерименти дозволили виробити навіть більш ефективний підхід, за якого очікуваний результат вказувався шляхом зазначення типу тестового завдання та, за потреби, підсилювався відповідним зразком. А актуальність такого підходу отримала підтвердження одночасно для ChatGPT, Copilot, Gemini.

Адекватна реакція на інструкцію із зазначенням типу тестового завдання дала підстави припустити отримання позитивних результатів за запитом на визначення типу тестового завдання за поданим текстом. Що також було підтверджено експериментально для всіх згаданих продуктів. А системність в підході загалом, дозволяє забезпечити експертів в предметних областях

шаблонами інструкцій, що дозволяють використовувати їх для запитів із довільним профільним текстом та отримувати відносно стабільні результати.

В підсумку, проведені дослідження дозволяють істотно просунутися у віднайденні рішення з використання технологій штучного інтелекту для створення тестових завдань, за якого участь експерта в предметній області зводиться до рецензування створених тестових завдань на шляху до потрібного ступеня автоматизації контролю знань.

1. Абрамович, Р. П. (2020). Методи та засоби конструювання комп'ютерних систем підготовки оперативно-диспетчерського персоналу нижчих рівнів в енергетиці [Неопубл. дис. канд. техн. наук]. Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова НАН України.
2. Тарановський, А. О., Самойлов, В. Д. (2023). ChatGPT і можливість його використання для безекспертного створення тестів. *Електронне моделювання*, 45(2), 44–60. <https://doi.org/10.15407/emodel.45.02.044>
3. Анненкова, І. П., Кузнєцова, Н. В., Раскола Л. А. (2021). Основи педагогічних вимірювань. Одеський національний університет ім. І. І. Мечникова.
4. АСКО. Комп'ютерні системи підготовки персоналу АСОТ. <https://aspect.asot.com.ua/asko>
5. ДП “НАЕК “Енергоатом”. (2021). Положення про дистанційне навчання персоналу ДП “НАЕК “Енергоатом” (ПЛ-Д.0.07.698-21).

ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СІЛЬСЬКО-ГОСПОДАРСЬКОМУ ВИРОБНИЦТВІ

У сучасному сільськогосподарському виробництві дуже поширені різні технології вирощування, виробництва, зберігання та переробки. Деякі агрохолдингові компанії використовують роботів для зменшення своїх витрат, таких як плата за людську працю, економія часу та ресурсів. Відтак, сільськогосподарське виробництво – це локомотив української економіки. Україна є найбільшим у світі експортером соняшникової олії та одним із найбільших експортерів насіння сої. У аграріїв є пристрої за допомогою яких вони можуть визначити склад, температуру, твердість, площу земельної ділянки і багато іншого, що може допомогти в визначенні оптимального використання одиниці площі та техніки. Але всі ці дії повинна була виконувати людина. Зараз людство починає використовувати штучний інтелект [1]. Саме він може допомогти полегшити роботу аграріям, особливо під час війни [2].

На думку В. Мазура: війна в Україні, яка зумовила зупинку чи пошкодження багатьох вітчизняних підприємств із виробництва зернових та зернобобових культур, значні негативи у логістиці їх постачання та інтенсивний ріст цін у наслідок зростання цін на енергоресурси зумовили тенденцію до кризи у сфері застосування класичних систем удобрення із застосуванням при вирощуванні основних сільськогосподарських культур. Урахування усіх можливих перешкод у кінцевому підсумку сприятиме успішним процесам стабілізації аграрного виробництва у післявоєнний період та гарантуватиме отримання відповідних рівнів виробництва за істотно нижчих рівнів витрат [2-5]. Наведені міркування дозволяють зробити висновок, що виробництво зернових та зернобобових культур сприяє стабілізації продовольчої безпеки [1]. Сьогодні частка мінеральних добрив у собівартості продукції сільського господарства зросла до рівня понад 60% і це за прогнозами аналітиків ринку є ще не кінцевим варіантом розвитку ситуації. У довоєнний час аналізуючи тенденцію до поступового зростання вартості мінеральних добрив та енергетичних ресурсів виконавці тематики ставили за мету пошуку ефективних моделей альтернативного удобрення із можливим потенційним заміщенням у технології вирощування основних зернобобових культур мінеральних добрив на вітчизняні аналоги біодобрив, бактеріальних препаратів та фізіологічно-активних речовин із підвищенням ефективності частки класичного удобрення за рахунок її зміщення у варіанти позакоренових підживлень у критичні фенофази росту і розвитку культур.

Сьогодні у режимі реального часу можна одержати дані про температуру, ґрунт, використання води, погодні умови тощо. Завдяки цим даним можна побудувати моделі для штучного інтелекту та машинного навчання. Це допоможе, наприклад, вибрати правильний час для посіву

насіння, визначити вибір культур, вибір гібридного насіння для отримання більшого врожаю тощо, що є вкрай важливим у реалізації генетичного потенціалу сорту.

Системи штучного інтелекту допоможуть покращити загальну якість і точність врожаю – відоме як точне землеробство. Штучний інтелект допоможе виявляти хвороби рослин, шкідників і недосконалу систему живлення [2]. Датчики зі штучним інтелектом можуть виявляти і націлювати на бур'яни, а потім вирішувати, який гербіцид застосовувати в регіоні. Це допомагає зменшити використання гербіцидів і заощадити кошти. Є можливість розробити роботів, які використовують комп'ютерний зір і штучний інтелект для контролю та точного розпилення на бур'яни [3]. Ці інтелектуальні обприскувачі з штучним інтелектом можуть різко скоротити кількість хімічних речовин, що використовуються на полях, і таким чином підвищити якість сільськогосподарської продукції та підвищити економічність.

Отже, використання штучного інтелекту у аграрному виробництві автоматизує ведення сільського господарства, зменшуючи ризики для самих фермерів і пришвидшуючи якість їх роботи.

1. Панцирева Г.В. Особливості формування урожайності та якості насінневої продукції сої в умовах правобережного Лісостепу України. Сільське господарство та лісівництво. 2024. № 1 (32). С. 40-49. DOI:10.37128/2707-5826-2024-1-4
2. Мазур В.А., Мазур К.В., Панцирева Г.В. Виробництво і експорт зернових та зернобобових культур в умовах військового стану. Сільське господарство та лісівництво. 2022. № 3 (26). С. 66–76. DOI: 10.37128/2707-5826-2022-3-5
3. Mazur V., Pansyryeva H., Ovcharuk O., Mazur K., Myalkovsky R., Tkach O., Verholiuk S. Features of the functioning of the assimilation apparatus of lupinus albus depending on the use of eco-biological preparations. *International Journal of Ecosystems and Ecology Science*. 2023. Vol. 13 (2). P. 74-88. DOI: <https://doi.org/10.31407/ijees>
4. Pansyryeva H., Pelekh L., Hontaruk Ya., Myalkovsky R. Agro-technological aspects of production of digest as fertilizer. *Agricultural engineering*. 2023. Vol. 55. P. 19-29. DOI: <https://doi.org/10.15544/ageng.2023.55.3>
5. Петриченко В.Ф., Корнійчук О.В. Стратегія розвитку кормовиробництва в Україні. *Корми і кормовиробництво*. Вінниця, 2012. Вип. 73. С. 3–10.

ВИКОРИСТАННЯ СЕРВІСІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ КІБЕРРОЗВІДКИ НА ПІДПРИЄМСТВАХ ТА ОБ'ЄКТАХ КРИТИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

Використання різноманітних мас-медіа (таких як соціальні мережі, веб-сайти, онлайн ігри, телебачення і т. д.) може використовуватися для маніпулювання свідомістю осіб. Крім того, через певне програмне забезпечення можна здійснювати збір інформації про користувачів. На сьогоднішній день зловмисники активно використовують різні методи аналізу та підготовки індивідуальних систем спілкування з працівниками підприємств, щоб отримати доступ до інформації про безпеку. Метою є отримання додаткової інформації від працівників, підбір індивідуальних методів маніпулятивного впливу та можливості «запрограмувати» людину [1].

Сучасні технології, такі як мобільні пристрої, сервіси миттєвих повідомлень та онлайн-консультанти, на додачу до забезпечення технічної безпеки, також враховують інформаційно-психологічну безпеку.

З використанням штучного інтелекту (ШІ) в сучасних технологіях проведення опитувань, процес збору даних та їх аналізу стає більш ефективним і точним. ШІ дозволяє автоматизувати та оптимізувати різні етапи опитувального процесу, починаючи з розробки опитувальників та завершуючи аналізом результатів. Ось кілька способів використання штучного інтелекту для проведення опитувань:

Створення оптимізованих опитувальників: ШІ може автоматично створювати оптимізовані опитувальники, аналізуючи дані про цільову аудиторію та формулюючи питання, які найефективніше забезпечують збір необхідної інформації.

Використання чат-ботів для проведення опитувань в режимі реального часу через різні месенджери або веб-сайти стає все більш популярним. Аналіз текстових відповідей на відкриті питання є важливим етапом опитувань, при цьому штучний інтелект активно використовує дані з опитувань та інших джерел, таких як соціальні медіа. Він може автоматично класифікувати та аналізувати відповіді на основі ключових слів або тем, щоб надати швидкі рекомендації щодо тем, які цікавлять людину, враховуючи показники її емоційної реакції. Для прогнозування результатів взаємодії з користувачем штучний інтелект використовує аналітичні моделі, що базуються на обмеженій кількості даних. Персоналізація опитувань дозволяє адаптувати їх до індивідуальних психологічних особливостей та попередніх відповідей респондентів.

Разом з постійним розвитком технологій, зростає і можливість впливу на психологічний стан людей. За останні роки багато працівників відчувають вигорання та втомленість, що призводить до зростання попиту на

психологічну допомогу. Працівники об'єктів критичної інформаційної безпеки також активно шукають онлайн-сервіси для отримання психофізичної підтримки.

Сучасні заходи кібербезпеки включають технічні заходи захисту, але зловмисники все частіше використовують психологічні методи маніпуляції для отримання доступу до даних технічних систем з метою подальшої кібератаки або диверсії.

Використання онлайн помічників з розмов, що базуються на штучному інтелекті, може мати кілька корисних функцій для псевдо-"психіатрів". Ці помічники можуть надавати підтримку та спілкуватися з пацієнтами у реальному часі, що особливо корисно для тих, хто потребує невеликої дози психологічної підтримки або має страхи перед регулярними сеансами з реальним психіатром. Після отримання даних про пацієнта, такі помічники можуть відстежувати їхній стан через обмін повідомленнями, надсилати рекомендації щодо стратегій саморегуляції та методів заспокоєння, вправ з медитації або заспокоюючих методів, а також надавати посилання на потенційно шкідливі ресурси.

Деякі з таких помічників можуть виконувати функції терапевта, допомагаючи пацієнтам з різними терапевтичними завданнями, які включають ведення щоденника почуттів або виконання когнітивно-поведінкових вправ. Інформація, яка зібрана в результаті взаємодії, може використовуватися для аналізу та покращення аналітичних моделей поведінки людини.

Крім прямих форм маніпуляції, зараз активно використовуються методи маніпуляції через родичів або колег, зокрема тих, хто не має можливості звернутися до традиційних психіатрів або знаходиться в віддалених регіонах.

Такі онлайн сервіси можуть привертати увагу, пропонуючи можливість пройти безкоштовне тестування або опитування для отримання рекомендацій. Це може бути першим кроком у впливі на свідомість людини та збору даних, необхідних для кібератак або здійснення маніпуляцій, зокрема на об'єктах критичної інформаційної інфраструктури.

Використання таких онлайн помічників у психіатричній практиці може сприяти зменшенню навантаження на психіатрів і забезпеченню більш ефективної та доступної психіатричної підтримки для пацієнтів. Такі інноваційні рішення сприяють покращенню якості життя та здоров'я людей, що потребують психіатричної допомоги.

Разом з питаннями забезпечення технічного захисту інформації на об'єктах інформаційної діяльності, безпеки інформаційних і комунікаційних систем, інформаційної безпеки держави – кібербезпека потребує постійного удосконалення методів, механізмів та складових її забезпечення [2], включаючи не лише технічний аспект, а й інформаційно-психологічну безпеку людини.

1. Поліщук Ю., Гнатюк С., Сейлова Н. Мас-медіа як канал маніпулятивного впливу на суспільство // Безпека інформації. 2015, Т. 21. №3. С. 301-308.

2. Гришук Р., Охрімчук В. Постановка наукового завдання з розроблення шаблонів потенційно небезпечних кібератак // Безпека інформації. 2015, Т. 21. №3. С. 301-308.

О.О. Ципляк, В.О. Артемчук

ПЕРСПЕКТИВИ ЗАСТОСУВАННЯ АВТОНОМНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ АРХІТЕКТУРИ ТИПУ LLAMA ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ АНАЛІЗУ НАУКОВИХ ПУБЛІКАЦІЙ

Деякі теми через комбінацію економічних та соціальних факторів викликають особливу цікавість науковців, що призводить до появи значної кількості публікацій, яку складно проаналізувати за допомогою стандартних методів.

В якості прикладу розглянемо широку тему штучного інтелекту. Згідно даних відомої бібліографічної бази даних Scopus[1] за останні 5 років опубліковано понад 100 тисяч статей у цій тематиці, більше ніж за усю історію до цього. Також варто зазначити, що 96% публікацій було виконано англійською мовою.

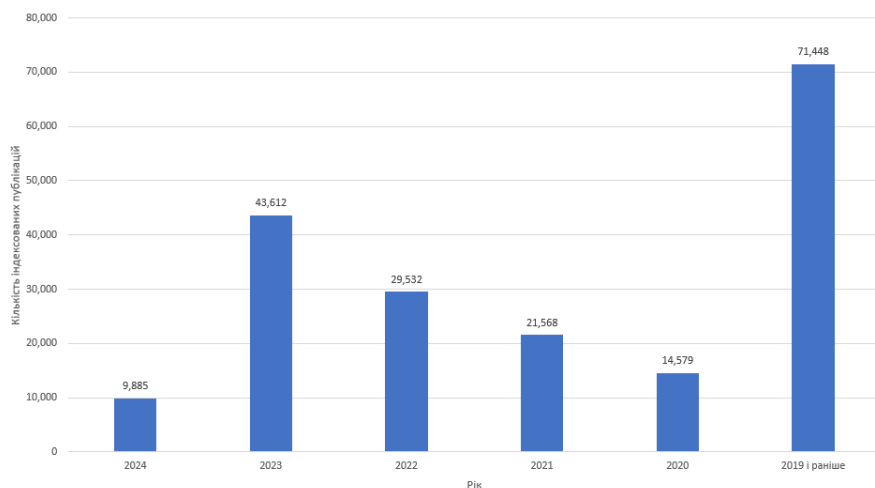


Рисунок 1. Кількість публікацій у темі AI індексованих у Scopus по роках

Написання якісної наукової статті передбачає аналіз ключових ідей публікацій, що релевантні темі дослідження. Отже, з множини публікацій мають бути виокремлені релевантні – цю задачу допомагають вирішити бази даних такі як Scopus.

Але якщо релевантних статей навіть після фільтрації виявляється занадто багато – потрібно проаналізувати усі наявні. Класичний підхід до такого аналізу наукових публікацій описаний Уайтсайдом[2] передбачає наступну послідовність дій:

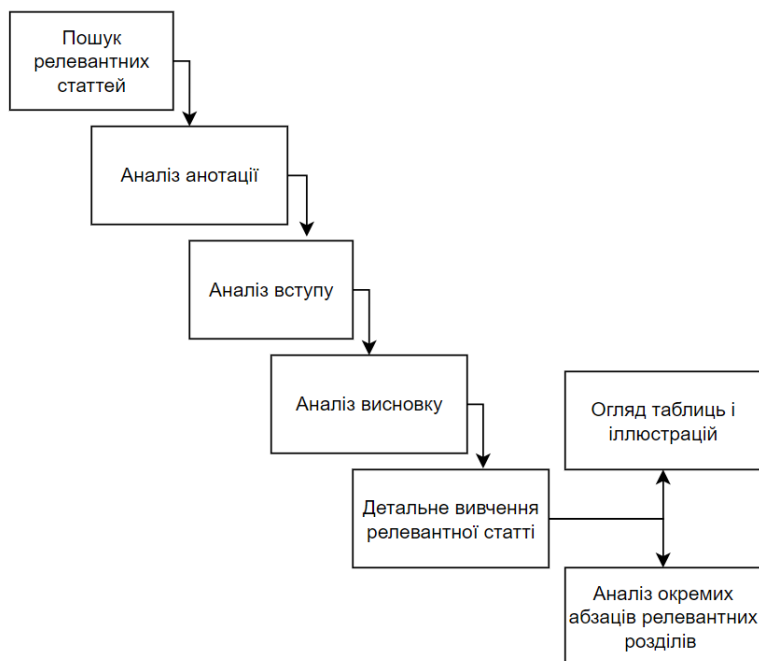


Рисунок 2. Фільтрація публікацій для використання у оглядовій статті

Етап роботи що займає найбільшу кількість часу – власне аналіз окремих абзаців статті, шлях конспектування кожного окремого абзацу, таким чином, щоб описати суть опускаючи неважливі в контексті дослідження деталі.

Сучасні великі мовні моделі, наприклад GPT-4, згідно останніх публікацій показують вражаючі результати в контексті генерації тексту та матеріалів для публікацій [3]. Отже, перспективних являється застосування мовних моделей для зворотного процесу: виокремлення суті із кожного окремого абзацу статті із розділів, які зацікавили оглядача.

Варто акцентувати увагу на тому, що мета генерації таких конспектів по абзацах лише у прискоренні відбору релевантних статей оглядачем. Тобто допомогти йому швидше оцінити чи варта дана публікація більш прискіпливої уваги, а не створити готові матеріали для статті. Наявні моделі не являються точними у генерації текстів для кінцевої публікації через ряд факторів, докладне дослідження яких є темою для окремої публікації.

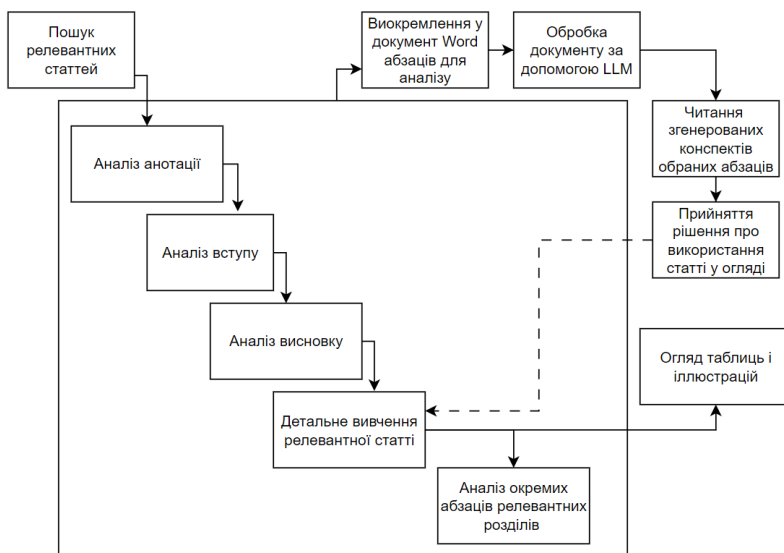


Рисунок 3. Процес фільтрації відбору статей із використанням LLM

Найпростіший варіант для вирішення даної проблеми – використання потужних публічних моделей по типу GPT-4, але цей підхід несе у собі ряд недоліків:

- Консистентна реакція моделі на однакові запити із плином часу не гарантована, тобто створене оптимальна інструкція сьогодні вже завтра може перестати працювати оскільки являється black box системою [4]
- Вендори найпотужніших моделі лімітують кількість запитів від користувачів у часі, за наявних умов система GPT-4 не дасть виконати аналіз навіть однієї статті через обмеження кількості запитів на годину

Враховуючи вище сказане, актуальною проблемою є побудова автономної системи – наприклад у форматі консольного додатку, який би використовував лише малопотужний персональний комп'ютер дослідника.

Згідно останніх досліджень одні з найкращих результатів у області аналізу тексту показують автономні мовні моделі архітектури LLAMA. [5]. Застосуємо найновішу публічно розповсюджену версії моделі llama-2-7b-chat.ggmlv3.q2_K, що являється оптимальним компромісом між точністю і необхідними ресурсами процесору, оперативної пам'яті та швидкості запам'ятовуючого пристрою.

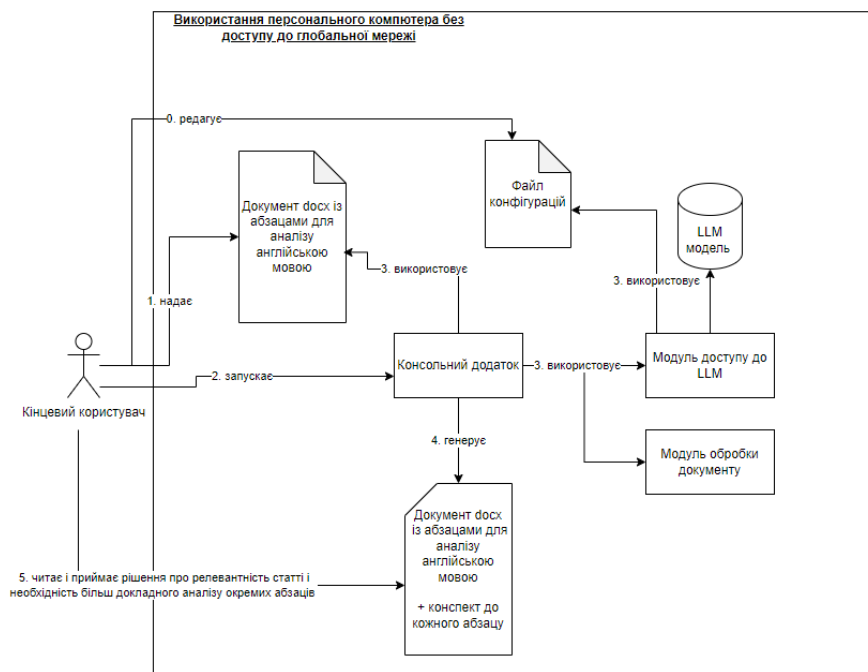


Рисунок 4. Архітектура прототипу

Вище наведено спрощений вигляд архітектури розробленого прототипу, який дозволяє виконувати описаний аналіз. Варто зазначити що для запуску було використано застарілий HP EliteBook 840 G3[6] на межі його технічних обмежень в контексті доступних CPU, RAM та SSD запам'ятовуючого пристрою.

Обробка одного абзацу тексту займала приблизно 30 секунд, більш сучасні комп'ютери і/або оптимізація створеного додатку можуть довести цей показник до обробки документу у режимі реального часу.

Такого роду оптимізація являється перспективним напрямком продовження даного дослідження.

2.1 Adversarial Attack in NLP

In traditional NLP tasks, adversarial attacks are primarily studied in a block-box threat model due to the non-differential nature of text data, focusing on character-level [8–11], word-level [12,14], and sentence-level manipulation [15, 16]. In traditional NLP tasks, there have been various works studying the adversarial attack models. Due to the non-differential nature of the text data, the attacks are mostly conducted in a block-box threat model. These attacks widely cover character-level manipulation [8–11], word-level manipulation [12–14], and sentence-level manipulation [15, 16]. Moreover, other works [17–22] are following a white-box fashion, requiring access to the target model's gradients, structure, or parameters. However, as the present ChatGPT version offers only interfaces, we can only employ black-box attacks for the evaluation.

2.2 Adversarial Attacks on LLMs

The limitations of existing robustness assessing schemes for large language models (LLMs) and argues that LLMs at the scale of ChatGPT need to be studied, as they demonstrate an advantage in adversarial classification and translation tasks. Previously, Altinisik et al. [23], Moradi and Samwald [24], Stolfo et al. [25], Zhang et al. [26] presented a variety of robustness assessing schemes for LLMs. This work generally resorts to using manageable perturbation on the input to the LLMs, such as typos, entities swap, negations, sentence insertion, etc. Despite that, most — if not all — of these approaches are limited to smaller LLMs such as BERT [27], and XLNET [28]. Given the current terrain of rapidly developing and enlarging the LLMs, we argue that LLMs at the scale of ChatGPT need to be studied. Rather, a recent work [29] presents that ChatGPT demonstrates a consistent advantage in most adversarial classification and translation tasks.

Рисунок 5. Результат обробки тексту прототипом, згенеровані конспекти виділено червоним

Отже, автоматизація генерації конспектів обраних статей являється актуальною проблемою в підготовці наукових публікацій з популярних тем, оскільки може прискорити процес фільтрації релевантних статей оглядачем.

Розроблений прототип наглядно показав перспективність використання автономних LLM моделей для розробки відповідних систем, що можуть суттєво допомогти дослідникам у фільтрації матеріалів.

1. Scopus AI articles search <https://www.scopus.com/results/results.uri?sort=plf-f&src=s&sid=f91ca5686f01183165f2ef438260ea07&so=b&sdt=b&sl=17&s=TITLE-ABS-KEY%28AI%29&origin=savedSearchNewOnly&txGid=c03dbb0e42581eb2e0b8bebf7782a81&sessionSearchId=f91ca5686f01183165f2ef438260ea07&limit=10>
2. Whitesides, G. M. (2004). Whitesides' Group: Writing a Paper. In *Advanced Materials* (Vol. 16, Issue 15, pp. 1375–1377). Wiley. <https://doi.org/10.1002/adma.200400767>
3. Elbadawi, M., Li, H., Basit, A. W., & Gaisford, S. (2024). The role of artificial intelligence in generating original scientific research. In *International Journal of Pharmaceutics* (Vol. 652, p. 123741). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.ijpharm.2023.123741>
4. Black Box, https://en.wikipedia.org/wiki/Black_box
5. Touvron, H., Lavril, T., Izacard, G., Martinet, X., Lachaux, M.-A., Lacroix, T., Rozière, B., Goyal, N., Hambro, E., Azhar, F., Rodriguez, A., Joulin, A., Grave, E., & Lample, G. (2023). LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.13971>
6. Specification HP EliteBook 840 G3 <https://support.hp.com/sk-en/document/c05259054>

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОСВІТНЬОМУ ПРОЦЕСІ НАУКОВОГО ЛЦЕЮ ЖИТОМИРСЬКОЇ ПОЛІТЕХНІКИ

Сучасний світ переживає стрімкий розвиток цифрових технологій і штучний інтелект (ШІ) стає все більш важливим компонентом цього процесу, який визнається однією з найбільш перспективних галузей в різних сферах життя, включаючи освіту, виробництво, фабрики, комп'ютерні технології, машинну творчість та проектування [1].

Штучний інтелект стає все більш поширеним у суспільстві, і його використання в освітньому процесі набуває все більшої актуальності. Це вимагає критичного аналізу та інтерпретації суспільних уявлень про те, як ШІ може використовуватися в навчанні [2]. Переваги та перспективи використання штучного інтелекту в освіті безперечні. ШІ здатен персоналізувати навчання, пропонуючи учням індивідуальні завдання та ресурси, що відповідають їхнім потребам та рівню знань [3].

У 1955 – Аллен Ньюелл та Герберт Саймон створили першу програму штучного інтелекту – Logic Theorist [4]. Термін *"штучний інтелект"* був введений в 1956 році на Дартмутській конференції американським інформатиком Джоном Маккарті [5]. У 1966 – Джозеф Вайценбаум розробив першого чат-бота – ELIZA, імітував діалог із психотерапевтом [6]. Термін *"штучна свідомість"* був введений у науковий обіг ще в 1992 році. Пізніше це поняття стало предметом досліджень із боку зарубіжних вчених, таких як Джон Кільстрем, Аніль Сет, Станіслав Деан, Майкл Граціано, Тейлор Вебб та інші [7]. Дослідження штучної "свідомості" в Україні розпочав Анатолій Шевченко у 2002 році на Міжнародній конференції "Штучний інтелект", де він озвучив доповідь про підходи до моделювання штучної свідомості [8].

Цікавим є дослідження Л. Флоріді щодо гендерної складової розробки штучного інтелекту. Авторка доводить, що переважна більшість розробників AI – чоловіки, що зумовлює відображення в алгоритмах гендерних стереотипів та упереджень [9]. Дослідження М. Форда показують, що автоматизація робочих місць внаслідок впровадження технологій штучного інтелекту може призвести до поглиблення майнового розшарування та зростання безробіття серед представників робітничого класу [10]. Із іншого боку, А. Каплан стверджує, що штучний інтелект здатен не лише замінити людську працю, але й створити нові можливості працевлаштування у сфері IT та інших галузях [11]. Наукові дослідження демонструють багатоаспектність взаємовпливу штучного інтелекту та суспільства. Подальше поглиблене вивчення цієї проблематики є важливим завданням для розуміння суспільних наслідків впровадження технологій AI [12].

Як за кордоном, так і в Україні, набувають поширення соціологічні дослідження, багато з яких приділяють увагу вивченню системи штучного

інтелекту [13]. На базі Відокремленого підрозділу "Науковий ліцей" Житомирської політехніки проведено соціологічне дослідження з метою виявлення актуальних проблем, що виникають при впровадженні ШІ в освітній процес.

Отримані дані допоможуть розробити нові методики впровадження ШІ в освіту, враховуючи особливості педагогічних процесів та індивідуальність учнів. Результати дослідження також можуть допомогти розробити нові педагогічні стратегії, спрямовані на максимальне використання можливостей ШІ, а також на вивчення соціально-етичних викликів та розробку стандартів використання ШІ в освіті. Наукове обґрунтування може сприяти розробці програм навчання та підготовці педагогічних кадрів для ефективного використання ШІ в навчальних процесах.

Матеріалами для соціологічного експерименту послуговували валідовані анкети, також інформація, яка була зібрана за допомогою: World Cafe - методу збору суспільної думки, SWOT-аналізу – методу узагальнення і систематизації даних.

За результатами нашого дослідження можемо зробити певні висновки:

1. більшість респондентів – здобувачів освіти (42,1%) використовують ШІ досить рідко

2. найбільш поширеними причинами використання ШІ респондентами є полегшення роботи/навчання (26,7%), за нагальних потреб (18,2%) та для економії часу (15,8%)

3. також здобувачі освіти вказали, що використовують ШІ задля інтересу (45,7%), у повсякденному житті (41,4%) та для саморозвитку (39,3%)

4. найбільш використовуваними засобами ШІ за даним нашого дослідження є: Chat GPT, Bard/Gemini, Chai

5. однакова кількість опитаних педагогічних працівників відповіли на питання частоти використання ШІ, що використовують ШІ як часто, так і рідко/іноді з однаковою кількістю відповідей. Також 23% опитаних відповіли, що за гострої потреби

6. цікаво, що більшість педагогів, тобто 70,40% вважають, що ШІ може поліпшити якість викладання різних дисциплін

7. щодо батьків, то 67,40% обізнані з використанням їхніми дітьми штучного інтелекту, підтримують використання ШІ під час освітнього процесу, але впевненні, що ШІ не може замінити фізичних обов'язків батьків; тобто використання в навчанні - підтримується, а у фізичних діях – ні

У дослідженні ми помітили розподіл думок респондентів (педагоги та батьки) щодо суспільних наслідків розвитку та популяризації ШІ. Виявлено поляризацію поглядів: значна частина опитаних вбачає у ШІ загрозу дегуманізації та знецінення людського потенціалу, тоді як інші демонструють технооптимістичні погляди щодо синергії людини і технологій.

ШІ, пройшовши шлях від Тесту Тюрінга до глибокого навчання, вражає здатністю до самонавчання. В освіті він може автоматизувати та

персоналізувати процес навчання. Чат-бот ChatGPT від OpenAI – приклад таких можливостей. ШІ стає ключовим фактором в освіті, роблячи навчання більш гнучким та індивідуальним. Проте, його використання несе й нові виклики, такі як захист даних та етичні питання. Важливо знайти баланс між перевагами ШІ та соціальними нормами, щоб забезпечити безпеку та справедливість в освіті. З урахуванням глобалізації, підготовка фахівців за допомогою ШІ допомагає їм адаптуватися до мінливих вимог ринку праці.

ШІ поступово інтегрується в освіту та життя молоді, але його потенціал розкритий не повністю, тому потрібні дослідження щодо причин гальмування його поширення. Таким чином, незважаючи на певний техноскептицизм, у суспільній свідомості домінують позитивні очікування щодо оптимізації освітнього процесу за допомогою штучного інтелекту.

1. Карпенко, М. П., Бершадская, М. Д. (2020). Штучний інтелект в освіті: можливості та загрози. Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія: Інформатизація вищого навчального закладу, (6), 30-36.
2. Шевченко, А. І. (2019). Перспективи та ризики використання штучного інтелекту в освітньому процесі. Інформаційні технології і засоби навчання, 70(2), 273-285.
3. Осадчий, В. В., Круглик, В. С. (2021). Персоналізація навчання засобами штучного інтелекту. Науковий вісник Мелітопольського державного педагогічного університету. Серія: Педагогіка, (26), 20-27.
4. Nilsson, N. J. (2009). *The quest for artificial intelligence: A history of ideas and achievements*. Cambridge University Press.
5. McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., Shannon, C. E. (2006). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. *AI magazine*, 27(4), 12-12.
6. Weizenbaum, J. (1966). ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 9(1), 36-45.
7. Reggia, J. A. (2013). The rise of machine consciousness: Studying consciousness with computational models. *Neural Networks*, 44, 112-131.
8. Шевченко, А. І. (2002). Підходи до моделювання штучної свідомості. В Міжнародна конференція "Штучний інтелект" (с. 214-218).

Л.М. Лобанов, Д.І. Стельмах, В.В. Савицький, О.П. Шуткевич, І.Л. Шкурат

ДИСТАНЦІЙНИЙ МОНІТОРИНГ КИЇВСЬКОЇ ТЕЛЕВЕЖІ НА ОСНОВІ МЕТОДУ ФОТОГРАММЕТРІЇ ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Пріоритетним завданням сучасних технічних систем є дистанційне обстеження та моніторинг великогабаритних конструкцій, таких як телевізійні та електричні вежі [1], що піддаються впливу корозії та навантажень, які можуть викликати руйнування. Традиційні методи обстеження вимагають роботи на висоті, що не лише потребує значних зусиль, а й становить серйозний ризик для фахівців.

Використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) разом з методом фотограмметрії [2] та подальшою обробкою даних з допомогою штучного інтелекту (ШІ) вирішує цю проблему, надаючи можливість дистанційного здійснення технічної діагностики великогабаритних споруд. Цей підхід дозволяє ідентифікувати місця, які вимагають подальшого дослідження спеціалістами, визначати дефектні ділянки та їх розміри.

У роботі представленні результати дистанційного обстеження руйнувань Київської телевежі внаслідок ракетного удару 1 березня 2022 року [3], що ілюструють ефективність цього підходу. За допомогою квадрокоптера DJI Air 2S була проведена аерофото та відеозйомка нижнього ярусу телевежі, на основі отриманих даних побудована тривимірна модель методом фотограмметрії у програмному забезпеченні 3DF Zephyr [4] (Рис.1).

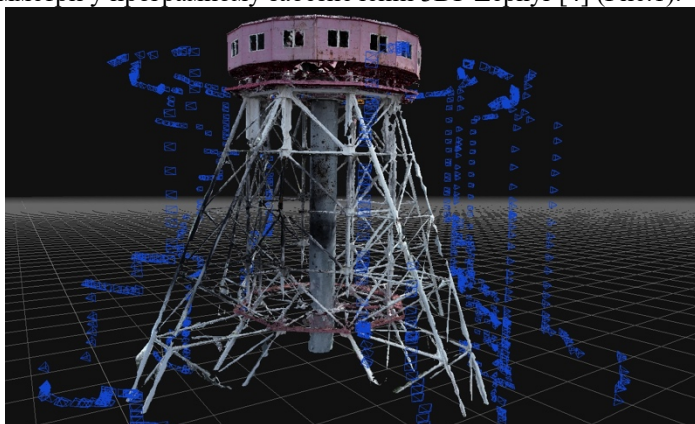


Рисунок 1 – 3D модель нижнього ярусу Київської телевежі

Виявлення дефектів здійснювалось з допомогою ШІ на основі CNN (Convolutional Neural Networks) моделі YOLO (You Only Look Once) (Рис.2). Для навчання моделі були створені тренувальні та валідаційні датасети. Анотування виконувалося у програмному забезпеченні LabelImg. Навчання

проводилося на стандартній моделі YOLOv8m.pt [5], з розмірами фото 1920x1920 пікселів.



Рисунок 2 – Результат знаходження дефектів з допомогою ШІ. Червоним виділено - назва дефектів і їх ймовірність наявності.

Особливість фотограмметрії полягає в тому, що вона дозволяє проводити вимірювання розмірів [6] окремих ділянок та кутів між визначеними елементами конструкцій, що надає можливість оцінити розміри ідентифікованих дефектів та їх місцезположення (Рис.3).



Рисунок 3 – Вимірювання розміру дефекту з допомогою програмного забезпечення 3DF Zephyr

Отримані результати не лише використовуються для планування технологічних заходів з відновлення та ремонту Київської телевежі, але й вказують на потенціал застосування БПЛА, фотограмметрії та ШІ для безпечного та ефективного обстеження інженерних споруд загалом. Ця

комбінація технологій відкриває нові можливості в моніторингу та діагностиці великих і складних об'єктів, покращуючи ефективність та безпеку технічних обстежень.

Представлені результати отримані в рамках реалізації проекту 022.01/0095 «Розробка технології дистанційної діагностики пошкоджених великогабаритних об'єктів на основі застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) та фотограмметрії», за грантової підтримки Національного фонду досліджень України в рамках конкурсу «Наука для відбудови України у воєнний та повоєнний періоди». *Автори висловлюють подяку корпорації 3Dflow за надане цифрове забезпечення 3DF Zephyr та технічну підтримку.*

1. Wang, Z., Gao, Q., Xu, J., Li, D. (2022). A Review of UAV Power Line Inspection. In: Yan, L., Duan, H., Yu, X. (eds) *Advances in Guidance, Navigation and Control . Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol 644. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8155-7_263
2. Motawa, I., Kardakou, A. (2018). *Proceedings of the 16th international operation & maintenance conference (OMAINTEC 2018)*.
3. Lobanov, L. M., Stelmakh, D. I., Savitsky, V. V., Diadin, V. P., Shutkevych, O. P., Kozachek, A. G. (2023). Remote assessment of damages of the Kyiv TV tower based on the use of aerial photography and the method of photogrammetry. *The Paton Welding Journal*, (8), 60–64.
4. 3DF Zephyr - photogrammetry software - 3d models from photos. (2024). 3Dflow. <https://www.3dflow.net/3df-zephyr-photogrammetry-software>
5. YOLOv8. (2024). YOLOv8: A New State-of-the-Art Computer Vision Model. <https://yolov8.com>
6. Watanabe, Y., Kawahara, Y. (2016). UAV Photogrammetry for Monitoring Changes in River Topography and Vegetation. *Procedia Engineering*, 154, 317–325.

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ПСИХОЛОГІЇ: ПОТЕНЦІАЛ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ДАНИХ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Питання широкого використання штучного інтелекту є одним з найактуальніших у 2024 році. Виклики, і у той же час можливості, які надають технології штучного інтелекту потребують глибокого і системного опрацювання. Одним з можливих напрямків використання технологій штучного інтелекту є практичні психологічні дослідження, де технології штучного інтелекту можуть допомогти прискорити, автоматизувати процеси підрахунку даних та ін.

У ході проведеного протягом жовтня 2023 року – січня 2024 року емпіричного дослідження щодо визначення ролі самооцінки у формуванні життєвих перспектив студента отримані у ході аналізу дані були перевірені технологіями штучного інтелекту «POE» [1].

Перш за все, зазначимо, що збір матеріалів та даних дослідження проводився протягом листопада 2023 року – січня 2024 року. Участь у дослідженні взяла 61 особа, всі студенти, віком від 17 до 25 років. З респондентів 23 (38%) – чоловіки, 38 (62%) – жінки. Студенти представляли широкий спектр спеціальностей як гуманітарного, так і природничого, технічного напрямків.

Цікаво також відстежити, що переважна більшість респондентів (48 студентів) закінчувала заклад загальної середньої освіти і навчалася у дистанційному/змішаному форматі, зважаючи на виклики COVID-19 та повномасштабної війни росії проти України. Даний фактор також цікавий з точки зору впливу зовнішніх викликів на особистість і потребує окремих подальших досліджень.

Під час проведення практичної частини дослідження було використано наступні інструменти: Методика визначення рівня самооцінки Сергія Ковальова, Шкала психологічного благополуччя Керол Ріфф (адаптовано Т. Шевеленковою і Т. Фесенко), Опитувальник часової перспективи Філіпа Зімбардо (про адаптування їх до українських реалій та українською мовою). Їх використання дозволило з'ясувати самооцінку, рівень психологічного благополуччя та життєвих перспектив/ часової перспективи молоді.

Звісно, прийняття рішення щодо обраних інструментів було складним, зважаючи на існування багатьох інструментів для проведення практичного дослідження. Проте вибір був зумовлений демонструванням та довгостроковістю використання інструментів, однозначністю та адекватністю отримання ними відповідей.

Всі три використані опитувальники є перевіреними, валідними та активно використовуються у практичній площині дослідниками. Їх проходження за часовий проміжок 20-45 хвилин в онлайн-форматі в Google

forms дозволило отримати достовірні результати від респондентів. Проходження опитувальників в онлайн-форматі має переваги через виключення фактору соціальної взаємодії та впливу контексту (фактору часу/інших проблем, що можуть відчуватись при проходженні в аудиторії з іншими студентами в присутності дослідника) на прийняття рішень.

Загалом унаслідок простеження результатів опитувальника визначення рівня самооцінки С. Ковальова, шкали психологічного благополуччя К. Ріфф (адаптовано Т. Шевеленковою і Т. Фесенко), та опитувальника часової перспективи Філіпа Зімбардо (адаптовано на українську мову О. Сеніком у 2012 році) відзначаємо тісний зв'язок часової перспективи студентів, рівня психологічного благополуччя та рівня самооцінки.

Після проведення опитування та аналізу, ми зробили спробу експерименту щодо перевірки, статистичної обробки її результатів за допомогою безпосереднього аналізу інструментами штучного інтелекту «Poe» [1], як продовження сучасного тренду розвитку глобального світу. Дані перевірки демонструють високу точність в аналізі даних, оптимізують та прискорюють роботу з проведення підрахунків за формулами (наприклад, визначення t-критерію Ст'юдента), чим дозволяють сконцентрувати увагу науковців на інтерпретації отриманих результатів, підведення підсумків дослідження.

Отже, відзначаємо, що сьогодні у світі, що динамічно змінюється, через доступність та простоту у використанні, швидкості обчислень стрімко набирають популяризації програми штучного інтелекту. Таким чином, використання інструментів штучного інтелекту «Poe» і т. д. як зарубіжними так і сучасними українськими вченими (незважаючи на внутрішні пертурбації та зовнішні виклики), для оптимізації часу на розрахунки та інше, в українському науковому психологічному дискурсі, мають у перспективі розширення можливостей інтенсивніше впроваджуватись у сферу практичного застосування!

Загалом відзначимо, що програми і технології штучного інтелекту станом на 2024 рік є ефективними і точними у проведенні статистичної обробки результатів дослідження, їх автоматизації. Більше того, в умовах важливості часового ресурсу у перенасиченому інформаційному просторі важливими є оптимізація та економія часу, визначення пріоритетів та акцентів під час наукової роботи дослідників. Зважаючи на вище зазначені фактори, програми та технології штучного інтелекту можуть ефективно використовуватись у психологічних дослідженнях.

1. Poe. Poe – Fast, Helpful AI Chat. <https://poe.com>

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОЦІНКИ ПРИХОВАНИХ ВТРАТ ЕНЕРГІЇ

Більшість промислових або комунальних споживачів енергії пов'язані з перетворенням електричної енергії або в корисні продукти, або в інші види енергії. І в усіх таких перетвореннях існують втрати енергії, які умовно можна розділити на відкриті, або технологічні і приховані, або аномальні. Відкриті втрати притаманні самому технологічному процесу і залежать від принципу перетворення енергії, умов протікання, різновиду прийнятого обладнання, і таке інше. Приховані втрати в технологічній системі виникають випадково через появу дефектів в обладнанні, помилкові дії персоналу, зміну неконтрольованих зовнішніх умов, тощо. Метою цієї роботи є розвиток методів оцінки прихованих втрат енергії при її перетвореннях шляхом застосування машинного навчання на прецедентах квазістаціонарного енергоспоживання.

Питоме енергоспоживання технологічної системи E характеризується вектором впливових технологічних параметрів $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ та сукупністю випадкових неконтрольованих факторів Z , що викликають приховані енергетичні втрати ΔE .

$$E = f(X, Z) = \varphi(X) + \Delta E \quad (1)$$

Функцію $E_{ef} = \varphi(X)$ в подальшому будемо називати функцією ефективного енергоспоживання. Оцінка прихованих енергетичних втрат заснована на порівнянні поточного енергоспоживання технологічної системи E з рівнем ефективного енергоспоживання E_{ef} .

Функцію ефективного енергоспоживання, а відповідно і значення ефективного енергоспоживання, при певних технологічних параметрах, зазвичай визначають кількома способами. Відомий спосіб, коли ефективне енергоспоживання отримують шляхом розрахунку по відомим емпіричним, або аналітичним залежностям електротехніки, теплотехніки, механіки, гідравліки [1]. Цей метод дає приблизну оцінку еталонних енергетичних витрат в реальному технологічному процесі. Інший спосіб отримання оцінки ефективного енергоспоживання заснований на проведенні тестових випробувань обладнання і визначенні нормативного енергоспоживання при роботі обладнання в заданих умовах [2]. Такі оцінки нормативного енергоспоживання не завжди відповідають ефективним еталонам в реальному виробництві [3]. Відомий і такий спосіб, коли ефективним вважають енергоспоживання, досягнуте певний період часу тому, коли технологічні параметри були подібними. В більшості випадків при енергетичному менеджменті для порівняння з поточним енергоспоживанням використовують лінійну регресійну модель залежності «стандартного» ефективного енергоспоживання від контрольованих технологічних параметрів за методикою «Monitoring and Targeting» [4].

В роботі пропонується для оцінки і відслідковування рівня ефективного енергоспоживання використовувати машинне навчання, засноване на аналізі прецедентів квазістаціонарного енергоспоживання [5]. Прецедентом квазістаціонарного енергоспоживання $CaseE$ будемо називати випадок, при якому усі нормалізовані впливові технологічні параметри $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ в продовж певного відрізка часу залишаються в межах заздалегідь визначених допустимих значень $[X]$. При цьому прецедент має наступну структуру:

$$CaseE = \left(\begin{array}{c} M(X_1), \dots, M(X_n); \\ D(X_1), \dots, D(X_n); \\ r(X_1), \dots, r(X_n); \\ E, \tau, S \end{array} \right) \quad (2)$$

де: $M(X_1), \dots, M(X_n)$ - математичні очікування факторів впливу X_1, \dots, X_n ;
 n - кількість взаємозалежних впливових технологічних параметрів;
 E - питома енергоспоживання за період квазістаціонарного стану;
 τ - тривалість стаціонарного стану;
 S - ймовірний діагноз технічного стану.

Отримані таким чином прецеденти утворюють у n -мірному просторі впливових технологічних параметрів $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ хмару прецедентів квазістаціонарних станів технологічної системи з різними оцінками енергоспоживання. У цій хмарі прецеденти з мінімальним енергоспоживанням утворюють поверхню випадків ефективного енергоспоживання.

$$E_{ef} = \varphi(X_1, X_2, \dots, X_n) = f(X, Z = 0) \quad (3)$$

Оцінка прихованих енергетичних втрат в довільному i -му прецеденті $Case(E_i)$ заснована на визначенні локального еталону ефективного енергоспоживання для i -го прецедента. Для цього з бази накопичених прецедентів ефективного споживання обирається n прецедентів найближчих до поточного і по ним, за методом найменших квадратів, розраховуються коефіцієнти регресії $b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$ - функції ефективного енергоспоживання для поточного прецеденту. Значення ефективного споживання для поточного i -го прецеденту розраховується за формулою:

$$E_{ef} = b_0 + b_1 M_i(X_1) + b_2 M_i(X_2) + \dots + b_n M_i(X_n) \quad (4)$$

Після цього розраховується різниця між отриманим значенням E_{ef} і поточним питомих енергоспоживанням E_i : $\Delta E_i = E_{ef} - E_i$. В залежності від отриманого значення ΔE_i можливо зробити висновок про енергетичну ефективність роботи обладнання, яке піддається моніторингу. Якщо $\Delta E_i \approx 0$, вважається, що обладнання працює ефективно, якщо $\Delta E_i > 0$, обладнання працює із зниженими енерговитратами і економія енергії дорівнює ΔE_i , якщо $\Delta E_i < 0$, обладнання працює з енергетичними втратами, розмір яких досягає $-\Delta E_i$. В подальшому, якщо поточний прецедент відповідає умовам ефективності, він зберігається в базі прецедентів ефективного енергоспоживання.

Таким чином, машинне навчання в даному випадку полягає в формуванні і постійному корегуванні сплайн-регресійної функції

ефективного енергоспоживання. Для цього задіяно метод k-найближчих сусідів. Пошук найближчих сусідів проводиться серед великої кількості прецедентів. Для спрощення процедури пошуку використано механізм кластеризації. Кластеризація прецедентів це процес об'єднання прецедентів в групи, що характеризуються схожими ознаками. На відміну від звичайної класифікації, де кількість груп об'єктів фіксована і заздалегідь визначена набором прецедентів, тут ні групи, ні їх кількість заздалегідь не визначені і формуються в процесі роботи системи, виходячи з певної міри близькості ознак прецедентів [6].

Утворені кластери представляють окремі непересічні ділянки сплайн функції ефективного енергоспоживання. Можна вважати, що прецеденти, віднесені до одного й того ж кластеру відносяться до однієї ділянки сплайн функції ефективного енергоспоживання. Ці кластери, в свою чергу, слугують основою для визначення близькості прецедентів.

1. Hu, S., Liu, F., He, Y., Hu, T. (2012). An on-line approach for energy efficiency monitoring of machine tools. *Journal of Cleaner Production*, (27), 133–140.
2. Бережний, С. В., Мельник, О. Є. (2012). Методи визначення питомих норм електроспоживання. *Техніка в сільськогосподарському виробництві, галузеве машинобудування, автоматизація*, (25, ч. II), 145–150.
3. Находов, В. Ф., Бориченко, О. В., Іванько, Д. О. (2013). Контроль ефективності енерговикористання в системі енергетичного менеджменту. *Вісник КНУТД*, (6), 67–76.
4. Energy Monitoring and Targeting. Efficiency Direct. <https://efficiency-direct.co.uk/services/energy-monitoring-and-targeting>
5. Pleskach, B. M. (2022). Estimation of Hidden Energy Losses. IntechOpen. <https://www.intechopen.com/online-first/estimation-of-hidden-energy-losses>
6. Kohonen, T. (1995). *Self-Organizing Maps*. Springer.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ СОЦІАЛЬНИХ ЯВИЩ

Штучний інтелект (ШІ) відіграє все більш важливу роль у різних аспектах нашого життя, включаючи дослідження соціальних явищ. Соціальні явища складні та динамічні, але завдяки методам та системам ШІ можна розкрити їхні закономірності, прогнозувати та впливати на них. У цій роботі розглянемо різноманітні методи та системи ШІ, які використовуються для дослідження соціальних явищ.

Серед методів дослідження соціальних явищ засобами ШІ можна виділити наступне: машинне навчання, аналіз великих даних (Big Data), нейронні мережі.

Машинне навчання є одним з основних методів, які використовуються для аналізу соціальних явищ. Алгоритми машинного навчання такі як Random Forest, Support Vector Machines або Neural Networks, застосовуються для класифікації текстів, прогнозування трендів у соціальних мережах та виявлення залежностей між різними факторами. Наприклад, за допомогою аналізу текстів у соціальних мережах можна виявити тенденції в поведінці користувачів, їхні настрої та думки щодо певних подій чи тем. Машинне навчання відкриває широкі можливості для автоматизації процесу генерації постів у соціальних мережах, навіть у неробочий час, з метою підтримки видимості та активності сторінки. За допомогою алгоритмів машинного навчання можна аналізувати попередні дані про активність аудиторії, їхні звички та вподобання щодо споживання контенту. Наприклад, можна використовувати методи класифікації текстів для визначення тематики, яка найбільше цікавить аудиторію, і на основі цього створювати відповідний контент [1,2].

Аналіз великих даних використовується для виявлення взаємозв'язків та патернів у великих масивах інформації. Він дозволяє виявляти тенденції та прогнозувати події на основі даних з різних джерел, таких як соціальні мережі, медіа, фінансові дані тощо. Аналіз великих даних може допомогти в розумінні соціальних та економічних тенденцій, що сприяє більш ефективному управлінню та прийняттю рішень. Інструменти, такі як Apache Hadoop та Apache Spark, допомагають у реалізації аналізу великих обсягів даних та винятково великих даних (Big Data) [2].

Нейронні мережі – це клас алгоритмів машинного навчання, які моделюють роботу людського мозку. Вони можуть бути використані для прогнозування поведінки людей на основі їхніх попередніх дій та звичок. Методи, такі як Convolutional Neural Networks або Recurrent Neural Networks, застосовуються для аналізу тексту, аудіо та відео даних з метою виявлення патернів та трендів. Наприклад, нейронні мережі можуть аналізувати

інтернет-поведінку користувачів та рекомендувати їм продукти чи послуги на основі їхніх інтересів [3].

Системи ШІ аналізують дані соціальних мереж для виявлення тенденцій, прогнозування подій та вивчення впливу різних факторів на соціальні структури. Для аналізу соціальних мереж використовуються інструменти, такі як NetworkX, Gephi або GraphX, що дозволяють візуалізувати та аналізувати графи взаємодій між користувачами, що надає можливість виявляти ключові впливові особи, групи та спільноти [4].

Для аналізу емоційного тону текстів у соціальних медіа широко використовуються різноманітні бібліотеки, такі як VADER, TextBlob, NLTK та spaCy. Ці інструменти дозволяють виявляти та аналізувати настрої та емоції користувачів у відношенні до певних тем або подій. Наприклад, VADER спеціалізується на аналізі соціальних медіа, використовуючи правила, щоб визначити емоційний тон тексту. TextBlob надає зручний інтерфейс для виконання аналізу емоцій, а NLTK і spaCy забезпечують багатий функціонал для обробки природної мови, включаючи токенізацію, лематизацію, розпізнавання іменованих сутностей та інше. Використання цих бібліотек дозволяє досліджувати громадську думку та реакції на соціальні події, що є важливим для розуміння тенденцій та настроїв у великому обсязі текстових даних [3].

Таким чином, аналіз великих обсягів медіа-даних дозволяє виявляти соціальні тенденції, такі як зміни в громадській думці щодо певних подій або тем. Наприклад, аналіз новинних статей та соціальних медіа-публікацій може допомогти виявити ставлення суспільства до певних політичних або соціокультурних питань. Використання алгоритмів машинного навчання та аналізу великих даних дозволяє прогнозувати поведінку споживачів. Це дозволяє підприємствам адаптувати свої стратегії маркетингу та реклами для кращого взаємодії з аудиторією. Аналіз настроїв дозволяє виявляти емоційний тон у текстових джерелах, таких як соціальні медіа або відгуки клієнтів. Це допомагає визначити громадські настрої та реакції на різні події або продукти, що може бути корисно для прийняття стратегічних рішень у галузі маркетингу та репутації.

Застосування штучного інтелекту для аналізу поведінки користувачів дозволяє створювати рекомендаційні системи, які адаптуються до індивідуальних потреб і інтересів кожного користувача. Це може бути використано у сферах електронної комерції, медіа або освіти для покращення користувацького досвіду. Створення рекомендаційних систем є одним із ключових напрямків розвитку штучного інтелекту, особливо в контексті його популярності [1]. Серед найпоширеніших програмних засобів для створення рекомендаційних систем включають бібліотеки машинного навчання, такі як scikit-learn для класичних алгоритмів, TensorFlow та PyTorch для глибокого навчання. Однак, на крок вперед можна вийти за допомогою спеціалізованих платформ для аналізу даних та рекомендацій, таких як Apache Mahout або Microsoft Azure Machine Learning. Розглянемо одну з рекомендаційних систем – платформу стрімінгового відео Netflix.

Використання штучного інтелекту для аналізу поведінки користувачів дозволяє Netflix створювати персоналізовані рекомендації фільмів та серіалів для своїх абонентів. Ця система аналізує історію перегляду, оцінки користувачів та інші параметри для надання персоналізованих рекомендацій. Основними компонентами рекомендаційних систем є аналіз даних про користувачів, врахування їхніх вподобань та поведінки, а також застосування алгоритмів машинного навчання для передбачення та рекомендації контенту.

Методи та системи Штучного Інтелекту відкривають нові можливості для дослідження соціальних явищ. Їхнє використання дозволяє зрозуміти складні взаємозв'язки та закономірності у соціальних системах, що важливо для розвитку суспільства та прийняття обґрунтованих рішень. Однак, важливо також враховувати етичні аспекти використання Штучного Інтелекту у дослідженнях соціальних явищ, щоб забезпечити захист прав і інтересів людей.

1. Russell, Stuart J., Peter Norvig. (2021). Artificial Intelligence: A Modern Approach. Third Edition Pearson https://people.engr.tamu.edu/guni/csce421/files/AI_Russell_Norvig.pdf
2. Hansen, K. B., Borch, C. (2022). Alternative data and sentiment analysis: Prospecting non-standard data in machine learning-driven finance. Big Data & Society <https://research-api.cbs.dk/ws/portalfiles/portal/70467749/20539517211070701.pdf>
3. Başaran, S., Ejimogu, O.H. (2021). A Neural Network Approach for Predicting Personality from Facebook Data <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/21582440211032156>
4. Kuşkan, E., Çodur, M. Y., Tortum, A., Tesoriere, G., Campisi, T. (2022). Urban Road Transport Network Analysis: Machine Learning and Social Network Approaches <https://komunikacie.uniza.sk/pdfs/csl/2022/04/17.pdf>

ВИКОРИСТАННЯ ЧАТ БОТІВ ЗІ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ ПРИ РОЗРОБЦІ ТРЕНАЖЕРІВ В СЕРЕДОВИЩІ UNITY

Чат-боти зі штучним інтелектом стали повсякденним явищем для користувачів в різноманітних галузях людської діяльності. Набуло поширення і їх використання в якості помічників в науково – технічній діяльності. Для перевірки якості їх допомоги під час дослідження методів і засобів розроблення тренажерів в середовищі Unity було порівняно 4 чат-боти (Microsoft Bing, Google Gemini, OpenAI ChatGPT, Unity Muse), які відповідали на запити стосовно мови програмування C# та графічного редактора Unity.

Muse є чат ботом який використовується для допомоги під час роботи у графічному редакторі Unity. Muse є єдиним з чотирьох вище перерахованих помічників який працює виключно на платній основі. Даний помічник можна інтегрувати в проєкт Unity та інтерфейс користувача Unity. У якості відповіді на запит написання коду Muse надає посилання на статті у довідниках Unity. Перевагами Muse є:

- інтегрування у проєкти Unity;
 - посилання на офіційні джерела.
- Недоліками Muse є:
- доступність виключно по платній підписці;
 - невиконання умов запиту;
 - відсутність можливості задати запит українською мовою.

Google Gemini є чат ботом компанії Google, який був випущений у 2023 році. Помічник може виконати прості запити стосовно Unity та мови C# (додання кнопки, код який змінює колір кнопки при натисканні), але якщо запит має складніші запити, то помічник може дати відповідь з некоректними чи не актуальними даними. Перевагами Gemini є наведення багатьох посилань, які стосуються запиту, та швидкість відповіді на запит. Перевагами Gemini є:

- кількість посилань, які стосуються відповіді;
 - можливість задати запит та отримати відповідь на запит українською мовою.
- Недоліки Gemini:
- неточність та не актуальність відповідей на складні запити стосовно Unity та C#;
 - технічні помилки при деяких запитах (наприклад, надання відповіді китайською мовою при запиті, який був написаний українською).

OpenAI ChatGPT є найбільш відомим помічником на цей час. Експерти дійшли до висновку, що саме ChatGPT є найбільш продуктивним чат ботом на основі штучного інтелекту. При запитах стосовно Unity та C# вище зазначений чат – бот надавав точні відповіді на базові завдання, але мав

проблеми при запитах з більш складними завданнями. На деяких завданнях помічник писав, що не має можливості допомогти з цим питанням.

Перевагами ChatGPT є:

- візуально найкраще відображення відповіді;
- можливість задати запит та отримати відповідь на запит українською мовою;
- при неможливості виконати запити, помічник повідомляє про це, а не видає неправильну та не актуальну відповідь, як це робив помічник Gemini.

Недоліки ChatGPT:

- нездатність чат-боту виконувати складні запити стосовно Unity та C#.

Наступним для розгляду є чат бот Microsoft Bing, який доступний виключно в веб браузері Edge. Штучний інтелект у пошукову систему Bing був доданий в 2023 році. У Bing можна налаштувати розмір відповіді та стиль відповіді на запит (професійний, неформальний, сповнений ентузіазму, інформаційний, смішний). Bing може відповідати на складні запити стосовно C#, оскільки дана мова була розроблена під егідою Microsoft Research. Також Bing пише коментарі до кодів українською мовою. Найбільшою проблемою Bing є довга швидкість відповіді на запит, та в деяких випадках зупинка виводу відповіді. Перевагами Bing є:

- можливість виконувати складні запити, які пов'язані з C# та Unity;
- можливість задати запит та отримати відповідь на запит українською мовою;
- можливість задати розмір та стиль відповіді на запит.

Недоліками Bing є:

- довга швидкість відображення відповіді та випадки, коли відповідь повністю не відображалась;
- працює виключно з веб браузером Microsoft Edge.

Таким чином, для вивчення та відповідей на елементарні питання щодо Unity та C# найкращим чат-бот помічником є ChatGPT. Помічником який може виконувати складні та креативні задачі є Bing, але даний помічник має відносно часті проблеми з повним відображенням відповіді.

ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У БІОЕНЕРГЕТИЦІ

Енергія відіграє важливу роль, а отже має важливе значення для розвитку будь-якої країни. Технологічний прогрес, зміна клімату та екологічні проблеми призводять до фундаментальних перетворень у глобальній політиці та енергетиці. Традиційні джерела споживання енергії поступово витісняються відновлюваними джерелами енергії.

Біоенергія є важливим відновлюваним джерелом енергії, що використовує біомасу, тобто рослини або інші органічні матеріали, які є прямим чи опосередкованим результатом фотосинтезу.

Енергія, отримана в результаті анаеробного зброджування біорозкладної органічної біомаси, широко використовується у багатьох країнах світу для задоволення своїх енергетичних потреб та досягнення екологічних цілей. Робота біогазової установки є багатоетапним процесом і тому вимагає належного моніторингу та оцінки для оптимізації її роботи. Традиційні методи моніторингу є недостатніми для підвищення продуктивності. Оскільки штучний інтелект проникає у всі аспекти людського життя та пов'язаної з ним діяльності для їх покращення, його інтеграція з роботою біогазових установок видається прагматичною.

Штучний інтелект (ШІ) є відносно новою технологією широкого застосування цифрових технологій, зокрема, алгоритмів обробки великих масивів даних для удосконалення процесів забезпечення різних аспектів життєдіяльності суспільств. Тому застосування цієї технології досі не стандартизовано, понад те, досі немає чіткого визначення терміну «штучний інтелект», триває вивчення можливостей його застосування в різних сферах [1].

Технології штучного інтелекту можуть забезпечити ефективне розв'язання таких проблем, як нестабільність процесів виробництва, невизначеність критичних параметрів, моніторинг показників у реальному часі й т. д., які зазвичай виникають на біогазових установках. Комплексна інтеграція технологій штучного інтелекту з роботою біогазової установки та процесом виробництва біогазу може бути використана для кращого моніторингу та оцінки важливих параметрів анаеробного травлення, таких як загальна кількість твердих речовин, летких твердих речовин, летких жирних кислот, розчинне хімічне споживання кисню, рН та температура.

Штучний інтелект використовується в різноманітних біоенергетичних системах для прогнозування процесів, оптимізації, контролю та моніторингу в реальному часі. Алгоритми на основі штучного інтелекту, такі як машинне навчання, ідеально підходять для фіксації складної та нелінійної поведінки, яку неможливо змоделювати механічно. Виробництво біогазу це один із багатьох процесів із значним потенціалом для оптимізації, який може

ефективно використовувати алгоритми штучного інтелекту для покращення виробництва біоенергії, одночасно розв'язуючи такі глобальні проблеми, як енергетична безпека, екологічна стійкість і управління органічними відходами.

Останнім часом значні зусилля докладаються саме для моделювання процесу анаеробного травлення для підвищення його ефективності та продуктивності. Порівняно зі звичайними методами, алгоритми штучного інтелекту значно полегшують моделювання нелінійних, математично складних, трудомістких та тривалих процесів. Різні алгоритми штучного інтелекту, включаючи багатовимірний статистичний аналіз, метод оптимізації натхнений живою природою, метод опорних векторів і штучні нейронні мережі, деревоподібні моделі машинного навчання широко застосовуються для моделювання процесів анаеробного травлення.

Отримання достатньої кількості якісних даних є однією з найбільших проблем, що виникають при використанні алгоритмів машинного навчання для оптимізації виробництва біогазу. Збір та обробка даних може бути трудомістким та часозатратним процесом, а в якості джерела даних можуть використовуватись дані з різних сенсорів та пристроїв із різними розширеннями, що ускладнює їх обробку та аналіз [2].

Алгоритми штучного інтелекту мають великий потенціал у прогнозуванні, оптимізації, моніторингу та контролі процесу анаеробного травлення, тим самим скорочуючи час та ресурсомісткі експериментальні дослідження.

1. Суходоля, О. М. (2022). Штучний інтелект в енергетиці. <https://doi.org/10.53679/NISS-analytrep.2022.09>
2. Лисенко, В. П., Лендел, Т. І., Павлов, С. Г. (2023). Аналіз алгоритмів машинного навчання для прогнозування виходу біогазу. *Енергетика і автоматика*, 0(3), 100-111. [http://dx.doi.org/10.31548/energiya3\(67\).2023.100](http://dx.doi.org/10.31548/energiya3(67).2023.100)

Д.І. Олійник, Д.А. Ніжний

МЕТАВСЕСВІТ ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ: ВИКЛИКИ І ТЕНДЕНЦІЇ

Швидкоплинний перехід до Web 4.0 і розвиток віртуальних світів розглядаються світовою спільнотою як значна частина майбутньої цифровізації та формування єдиного цифрового ринку. В резолюції Європейського парламенту від 17 січня 2024 року про віртуальні світи «Можливості, ризики та політичні наслідки для єдиного ринку» використання віртуальної реальності зазначається, перш за все, як частина більш широких зусиль щодо стимулювання цифрової трансформації в Європі та зміцнення конкурентоспроможності європейської економіки [1]. Трансформація наукових поглядів і підходів щодо цифрової трансформації у світлі безперервного технологічного розвитку світової системи загальнодоступних електронних ресурсів у сфері передачі інформації та Інтернет-даних до метавсесвіту відкриває нові горизонти можливостей не лише за рахунок двійкових обчислень а й свідомості цифрової сутності штучного інтелекту (ШІ) та розуміння реального світу. Метавсесвіт вважається еволюцією Інтернету від всесвітньої мережі Web1 до Web4, як децентралізованої системи, яка дозволяє користувачам контролювати свої дані та брати участь у одноранговій взаємодії. Прикладом в цьому сенсі може бути ініціатива створення першого африканського метавсесвіту «Africarate» щодо залучення контенту до світової економіки нового покоління. Метавсесвіт і нові технології пропонують неперевершений прогрес, інновації та перспективи залучення, а ініціатива віртуального простору 3-D надає можливість користувачам кастомізувати свої тривимірні домени та створювати унікальні віртуальні екосистеми для співпраці.

Генеративний штучний інтелект (Generative AI) є потужним інструментом четвертої промислової революції, який демонструє як потенціал покращення людського існування, так і водночас загрожує поглибити соціальні розбіжності, що обумовлює потребу в переосмисленні ролі ШІ щодо його ефективного впровадження, створення більш досконалих нейромереж, надаючи вченим безпрецедентні можливості для досліджень в різних галузях знань.

Закон ЄС «Про штучний інтелект», ухвалений в березні 2024 року, позиціонує Європу як провідну країну у світі регулювання технологій, що швидко розвиваються, і спрямований на використання нових відкриттів, економічне зростання, суспільний прогрес та розкриття людського потенціалу щодо контролю штучного інтелекту (ШІ). Цьому передував набір правил Європарламенту, так званий «Пакт ШІ», який сприяв впровадженню заходів і можливості заздалегідь підготуватися компаніям до його впровадження. Європейський підхід щодо ШІ зосереджується на досконалості та довірі, які спрямовані на посилення дослідницького та

промислового потенціалу, забезпечуючи безпеку та основні права і консолідує різноманітні ідеї на основі тематичного репозитарію настанов та стандартів для розробки та їх впровадження [2]. За новими правилами, компанії, які займаються розвитком генеративних моделей ШІ, повинні будуть помічати такий контент та публікувати перелік захищених авторським правом даних, які використовуються для навчання чат-боту. Крім того, рамки закону сфокусовані на таких аспектах як контроль, сертифікація (оцінка відповідності), нагляд, створення офісу ШІ та реєстраційних органів та ін.

Проект, під кодовою назвою «Зоряні ворота» компанії Microsoft щодо створення суперкомп'ютера нового покоління для потреб Open AI, символізує нову еру ШІ та обчислень який має стати потужним центром для робочих навантажень, що включає мільйони процесорів і створення додаткової інфраструктури ШІ «Stargate» до 2030 року з центром обробки даних у США. Ця стратегія також може підтримувати формат «United Acceleration Foundation», який є відкритою стандартною моделлю програмування прискорювача, створеною різними технологічними компаніями, що може різко призвести до зміни ринкової динаміки. Прогнозують, що глобальні ринки доповненої реальності до 2030 р. зможуть досягти капіталізації в 38,6 млрд дол. США, демонструючи річний темп зростання на рівні 35 % [3].

Зміцнення взаємовигідного співробітництва з міжнародними організаціями для стимулювання досліджень, розробок та інновацій у сфері ШІ і впровадження інноваційних технологій в економіці України є нагальною проблемою. Це вимагає, в першу чергу, правового регулювання суспільних відносин, що виникають у зв'язку з еволюцією світової системи загально доступних електронних ресурсів, які стають основним стратегічним ресурсом і ключовим елементом цифрової ери щодо формування економічного і соціального розвитку майбутнього цифрової держави.

Побудова цифрового ринку на основі ШІ з ефективним взаємозв'язком цифрової економіки, цифрової інфраструктури та впровадженням інноваційних цифрових технологій в умовах війни та повоєнного відновлення в Україні є важливим викликом для модернізації країни та забезпечення надійної підтримки розвитку нових переваг конкурентоспроможності країни в економічній, політичній, культурній, соціальній та екологічній сферах, а також у стратегічних цивільних і військових сферах.

Фундаментальними проблемами формування єдиного цифрового ринку та впровадження ШІ в Україні, які сповільнюють інноваційний розвиток, є, перш за все, військові дії РФ проти України, а також відсутність; самодостатності у розробці технологій і залежності від західних інновацій; адаптації до великомасштабних базових моделей ШІ; забезпечення якості та достовірності контенту, заснованого на ймовірнісних технологіях.

1. European Parliament resolution of 17 January 2024 on virtual worlds – opportunities, risks and policy implications for the single market (2022/2198(INI)). (2024). Text

adopted, European Parliament. https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2024-0032_EN.html

2. AI Act. Shaping Europe's digital future. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/regulatory-framework-ai>
3. European Parliament, Directorate-General for Internal Policies of the Union, Maciejewski, M. (2023). Metaverse, European Parliament. <https://data.europa.eu/doi/10.2861/624181>

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОСВІТНЬОМУ ПРОЦЕСІ НУФВСУ

У сучасному світі цифрові технології стають все більш розповсюдженими і мають значний вплив на всі сфери життя, включаючи освіту. Здобувачі освіти все частіше використовують цифрові технології для навчання, що дає їм нові можливості і робить процес навчання швидким, персоналізованим, практикорієнтованим та в цілому більш ефективним більш ефективним.

Підготовка висококваліфікованих фахівців з фізичного виховання та спорту, яке відбувається в Національному університеті фізичного виховання і спорту України (НУФВСУ) має на меті не лише поглиблення знань та розвиток практичних навичок студентів, а й оволодіння інструментами формування ключових універсальних компетенцій, необхідних для успішної професійної діяльності в цифровому суспільстві поглибити їхні знання та практичні навички, а й сформувати ряд ключових компетенцій, необхідних для успішної професійної діяльності. З огляду на це, зростають вимоги до розвитку цифрової компетентності, яка охоплює інформаційну та медіаграмотність, комунікацію та співпрацю, створення цифрового контенту, безпеку, розв'язання різнопланових проблем і навчання впродовж життя. З огляду на це, зростають вимоги до розвитку цифрової компетентності. Здобувачі освіти повинні вміти знаходити та використовувати інформацію з цифрових джерел, створювати власні цифрові продукти та використовувати цифрові технології для спілкування та співпраці.

У січні-березні 2024 року було проведено опитування здобувачів освіти та науково-педагогічних працівників (НПП) НУФВСУ щодо використання цифрових технологій. В опитуванні взяло участь 577 студентів 1-4 курсів першого (бакалаврського) та 1 курсу другого (магістерського) рівнів вищої освіти та 234 науково-педагогічних працівника.

Під час опитування для здобувачів вищої освіти було поставлено питання «Чи використовуєте Ви штучний інтелект (ШІ) у навчанні?». Результати опитування представлено в таблиці 1. За результатами опитування зазначимо, що в середньому 192 (33%) здобувачів вищої освіти від загальної кількості опитаних використовують ШІ.

Таблиця 1 – Результати опитування здобувачів вищої освіти «Чи використовуєте Ви штучний інтелект (ШІ) у навчанні?», (n=577)

Варіанти відповідей	Кількість здобувачів вищої освіти	%
Так, іноді	340	59
Так, регулярно	104	18
Ні, ніколи	133	23
Інше	0	0
\bar{x}	192,3	33%

Відповідаючи на питання «Який Ви використовуєте штучний інтелект (ШІ) для навчання?» з'ясувалося, що 318 здобувачів вищої освіти використовують «ChatGPT», 27 - «Microsoft Designer», 23 - «Gemini (Bard)», 9 -- «Elsa Speak», а 139 здобувачів одразу використовують для навчання декілька варіантів та 61 здобувач не використовує у навчанні ШІ (таблиця 2).

Таблиця 2 – Результати опитування здобувачів вищої освіти «Який Ви використовуєте штучний інтелект (ШІ) для навчання?», (n=577)

Варіанти відповідей	Кількість здобувачів вищої освіти	%
ChatGPT	318	55
Microsoft Designer	27	5
Gemini (Bard)	23	4
ELSA Speak	9	2
Не використовую	61	11
Декілька варіантів	139	24

НПП було також поставлено питання «Який Ви використовуєте вид штучного інтелекту для викладання?». За отриманими результатами з'ясувалося (таблиця 3), що 58,5% НПП не користуються у викладанні штучним інтелектом, а 26% використовують і віддають перевагу «ChatGPT».

Таблиця 3 – «Який Ви використовуєте вид штучного інтелекту (AI) для викладання?», (n=234)

Варіанти відповідей	Кількість НПП	%
ChatGPT	61	26,1
Gemini (Bard)	1	0,4
ELSA Speak	0	0,0
Microsoft Designer	6	2,6
Не використовую	137	58,5
Декілька варіантів	29	12,4

Отже, можемо зробити висновки, що здобувачі освіти НУФВСУ активніше використовують ШІ у навчанні, ніж НПП. Частіше використовують ChatGPT як здобувачі освіти, так і викладачі.

Військові дії в Україні суттєво вплинули на збільшення ролі онлайн-освіти та розвиток цифрових технологій в освітньому процесі. Велику роль з кожним днем відіграє штучний інтелект в організації та управлінні навчанням. Можливості та перспективи використання штучного інтелекту ми можемо розглядати в напрямку трансформації освітнього процесу університету в контексті управління навчанням-автоматизації адміністративних процесів, аналізу даних та прогнозування результатів навчання, проблемних аспектів та розробки стратегій їх вирішення; створення індивідуальних траєкторій навчання; автоматизації зворотного зв'язку, особливо при оцінюванні знань студентів; створення інтерактивних програм навчання.

Водночас, маємо чітко розуміти, що поряд з можливостями, існують і виклики при застосуванні штучного інтелекту в освітньому процесі, які пов'язані з академічною доброчесністю, дискримінацією, нечітким розумінням контексту. Викладачі як самі, так і студентів, мають ознайомити з правилами спілкування, осмисленої взаємодії та етичній поведінці зі штучним інтелектом, розвивати критичне та оціночне мислення.

З врахуванням всіх можливостей та викликів, великий потенціал штучного інтелекту може бути використаний для трансформації освітнього процесу університету, забезпечуючи більш ефективне та індивідуалізоване навчання, сприяючи розвитку нових методів та підходів до навчання та допомагаючи вдосконалювати управління навчальними.

1. Безкоштовний курс по ChatGPT. <https://chatgpt.com.ua>
2. Gemini - chat to supercharge your ideas. <https://gemini.google.com>
3. Мінцифра оприлюднює Рамку цифрової компетентності для громадян. (2021). Міністерство цифрової трансформації України. <https://thedigital.gov.ua/news/mintsifra-oprilyudnyue-ramku-tsifrovoi-kompetentnosti-dlya-gromadyan>

РЕВОЛЮЦІЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Джон Маккарті, який ввів термін «штучний інтелект» у 1956 році, скаржився, що «як тільки він працює, ніхто більше не називає його ШІ» [1]. Через це явище ШІ часто більше схоже на міфічне передбачення майбутнього, ніж на реальність. У той же час це звучить як концепція з минулого, яка так і не втілилася в життя. Рей Курцвейл каже, що чує, як люди кажуть, що штучний інтелект зник у 1980-х роках, що він порівнює з «наполяганням на тому, що Інтернет загинув під час краху доткомів (dot.com) на початку 2000-х» [2].

Організація економічного співробітництва і розвитку (ОЕСР) описує штучний інтелект як «машини, що виконують людські когнітивні функції (наприклад, навчання, розуміння, міркування та взаємодія)» [3].

Технологи додають, що методи штучного інтелекту вимагають більших баз даних і швидших комп'ютерів, ніж методи без штучного інтелекту, наголошуючи на тому, що штучний інтелект забезпечує нелінійні покращення порівняно зі старими моделями та системами лише після досягнення певних технічних порогів. Ключові розробки в області штучного інтелекту почалися в 1950-х роках з вузьким інтелектом і зараз просуваються до мети загального інтелекту.

Тім Урбан показує деякі приклади вузького штучного інтелекту, такі як безпілотний автомобіль Google, фільтр спаму електронної пошти, рекомендації на Amazon, пошук і переклад Google, а також гра в шахи. Набагато складніше «загальний ШІ»; розпізнавання зображення kota, наприклад, як kota (а не леопарда) або використання тіней для виділення тривимірності такого зображення, як це робила б людина, коли комп'ютер бачить лише відтінки сірого [4].

Штучний інтелект – це термін, який зазвичай використовується для опису машин, які виконують когнітивні функції, подібні до людських (наприклад, навчання, розуміння, міркування та взаємодія). Очікується, що штучний інтелект матиме далекосяжні економічні наслідки, оскільки він може революціонізувати виробництво, впливати на поведінку суб'єктів господарювання та трансформувати економіку та суспільства. ШІ займає важливе місце в порядку денному як компаній, так і політиків: багато спостерігачів очікують, що ШІ матиме масштабні економічні наслідки в найближчому майбутньому. Межі цієї складної теми, яка приваблювала уяву письменників і вчених протягом багатьох поколінь, важко визначити й чітко окреслити. Крім того, через його популярність штучний інтелект мовлення іноді зловживає або зловживає, тому аналітикам важче чітко визначити, що є ШІ, а що ні [3].

ШІ надає розумним машинам (чи то комп'ютерам, роботам, безпілотникам тощо) здатність «мислити» та діяти так, як раніше могли лише

люди. Це означає, що вони можуть інтерпретувати навколишній світ, перетравлювати та вчитися на основі інформації, приймати рішення на основі того, чого вони вивчили, а потім вживати відповідних заходів – часто без втручання людини. Саме ця здатність вчитися та діяти на основі даних є надзвичайно важливою для революції інтелекту, особливо якщо взяти до уваги величезний обсяг даних, який оточує нас сьогодні. ШІ потребує даних, і їх багато, щоб навчатися та приймати розумні рішення. Це дає нам ключ до того, чому революція інтелекту відбувається зараз.

Як і в кожній із попередніх промислових революцій, революція інтелекту повністю змінить спосіб ведення бізнесу. Для вашої компанії це може означати, що вам доведеться переглянути те, як ви створюєте продукти та виводите їх на ринок, переосмислити свої пропозиції послуг, переосмислити свої щоденні бізнес-процеси або, можливо, навіть переглянути всю свою бізнес-модель.

Всі галузі промисловості стрімко розвиваються. Інновації та зміни – це нова норма. Ті, хто не може використовувати штучний інтелект і дані для покращення свого бізнесу – яким би не був бізнес – будуть важко конкурувати.

Важливо зрозуміти, що ШІ не можна ігнорувати. Кожен бізнес повинен змиритися з цим фактом і вжити заходів, щоб підготувати свою компанію відповідним чином. Це означає з'ясувати, як і де штучний інтелект принесе найбільшу користь бізнесу, і розробити надійну стратегію штучного інтелекту, яка гарантуватиме максимальну ефективність штучного інтелекту.

Революція штучного інтелекту докорінно змінила спосіб, у який люди збирають і обробляють дані, а також трансформувала бізнес-операції в різних галузях. Загалом системи штучного інтелекту підтримуються трьома основними аспектами: знання предметної області, генерація даних і машинне навчання. Знання предметної області означає розуміння та експертизу реального життєвого сценарію щодо того, чому і як нам потрібно розробити завдання. Аспект даних відноситься до процесу підготовки баз даних, необхідних для живлення алгоритмів навчання. Нарешті, машинне навчання виявляє закономірності з навчальних даних, прогнозує та виконує завдання без ручного чи явного програмування.

Отже, як і в будь-якій іншій галузі науки та технологій, ШІ охоплює діапазон від фундаментальних досліджень до прикладних інновацій. Крім того, як сфера, пов'язана з інформатикою, вона реалізована через програмний код. Отже, для того, щоб охопити розробки штучного інтелекту, важливо збирати та використовувати дані проксі-серверів або віддзеркалення розробок у фундаментальній науці, технологічних інноваціях та програмному забезпеченні.

1. Vardi, M. Y. (2012). Artificial intelligence. *Communications of the ACM*, 55(1), 5. <https://doi.org/10.1145/2063176.2063177>
2. Kurzweil, R. (2006). *The Singularity Is Near: When Humans Transcend Biology*. Penguin (Non-Classics).

3. Baruffaldi, S., van Beuzekom, B., Dernis, H., Harhoff, D., Rao, N., Rosenfeld, D., Squicciarini, M. (2020). Identifying and measuring developments in artificial intelligence: Making the impossible possible. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, 2020/05. <https://doi.org/10.1787/5f65ff7e-en>
4. Urban, T. (2015, January 22). The Artificial Intelligence Revolution: Part 1. Wait But Why. <https://waitbutwhy.com/2015/01/artificial-intelligence-revolution-1.html>

ІНТЕГРОВАНІЙ ПІДХІД ДО ОЦІНКИ ТА КЕРУВАННЯ РИЗИКАМИ КІБЕРБЕЗПЕКИ У СФЕРІ КРИТИЧНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ: ПЕРСПЕКТИВИ ТА ВИКЛИКИ

У сучасному світі, де кіберзагрози стають все більш впливовими та складними, важливість захисту критичної інфраструктури значно зростає. Це означає, що необхідно мати комплексний, інтегрований підхід до оцінки та керування ризиками кібербезпеки. Замість реагування на окремі загрози окремо, інтегрований підхід враховує різноманітні аспекти безпеки, такі як технічні, організаційні та стратегічні. Такий підхід може включати в себе розробку комплексних стратегій, які поєднують технологічні заходи, політики та процедури, а також враховують можливість використання передових аналітичних методів для оцінки ризиків. Використання інтегрованого підходу може допомогти ефективно захистити критичну інфраструктуру від різних кіберзагроз і забезпечити стійкість та надійність інфраструктурних систем.

Перспективи розвитку інтегрованого підходу до оцінки та керування ризиками кібербезпеки полягають у застосуванні передових технологій, використанні аналізу великих обсягів даних та залученні інноваційних методик оцінки ризиків. Це означає, що для подальшого розвитку інтегрованого підходу до кібербезпеки необхідно використовувати найновітніші технології, такі як штучний інтелект, автоматизовані системи аналізу та виявлення загроз, квантові обчислення тощо. Використання інноваційних методик оцінки ризиків також є ключовим, оскільки це дозволить прогнозувати та виявляти потенційні загрози швидше та ефективніше, забезпечуючи вчасну реакцію на них.

Інтегрований підхід до оцінки ризиків інформаційної безпеки включає в себе поєднання технічних, організаційних та стратегічних аспектів для ефективного захисту критичної інфраструктури [1].

Застосування штучного інтелекту в інтегрованому підході до оцінки та керування ризиками кібербезпеки для критичної інфраструктури може мати дуже важливе значення. Це може бути реалізовано для:

1. Аналізу великих обсягів даних. Штучний інтелект може бути використаний для аналізу великих обсягів структурованих та неструктурованих даних, що стосуються кіберзагроз та вразливостей критичної інфраструктури. Методи машинного навчання та аналізу текстів можуть виявити зв'язки та патерни, які можуть бути непоміченими людським аналізом.

2. Прогнозування загроз. Штучний інтелект може використовуватися для розробки моделей прогнозування кіберзагроз на основі історичних даних та трендів. Це дозволить попередити можливі атаки та прийняти заходи щодо їх запобігання.

3. Автоматизації виявлення вразливостей. Алгоритми машинного навчання можуть аналізувати системи та мережі на предмет потенційних вразливостей та допомагати в їх виявленні та усуненні.

4. Управління подіями та відновлення після інцидентів. Системи на основі штучного інтелекту можуть швидко виявляти та відповідати на аномальні події та інциденти, що дозволяє підвищити ефективність реагування та скорочує час відновлення після інциденту.

Використання штучного інтелекту в інтегрованому підході до кібербезпеки критичної інфраструктури може покращити якість захисту, знизити витрати та підвищити загальну стійкість системи до кіберзагроз.

Інтегрований підхід до оцінки та керування ризиками кібербезпеки стикається з рядом викликів, серед яких варто виділити такі [2]:

1. Складність інфраструктури. Критична інфраструктура зазвичай складається з великої кількості різних систем та компонентів, що різняться за призначенням та технічними характеристиками. Це ускладнює процес захисту, оскільки потрібно враховувати всі можливі вразливості та потенційні точки входу для кіберзагроз.

2. Динамічний характер кіберзагроз. Кіберзагрози постійно змінюються та еволюціонують, що означає, що заходи захисту повинні постійно адаптуватися та оновлюватися. Це може створювати виклики для інтегрованого підходу, оскільки потребує постійного моніторингу та оновлення стратегій захисту.

3. Необхідність узгодженого співробітництва та обмін інформацією. Захист критичної інфраструктури вимагає співробітництва та координації між різними секторами та органами управління. Це може бути складно через різницю в підходах до забезпечення інформаційної безпеки, обмеження в обміні чутливою інформацією.

Враховуючи вищевикладене, можна зробити висновок про критичне значення інтегрованого підходу до оцінки та управління ризиками кібербезпеки у сфері критичної інфраструктури. Застосування передових технологій, аналіз великих обсягів даних та інноваційних методик оцінки ризиків є важливими складовими інтегрованого підходу. Однак важливо пам'ятати, що захист критичної інфраструктури є постійним процесом, який потребує постійного оновлення та адаптації до нових умов та загроз.

Отже, лише за умови постійного вдосконалення та модернізації підходів до оцінки та управління ризиками кібербезпеки можна забезпечити ефективний захист критичної інфраструктури в умовах сучасної кіберзагрозової обстановки.

1. Barafort, B., Mesquida, A., Mas, A. (2019). ISO31000-based integrated risk management process assessment model for IT organizations. *Journal Of Software-Evolution And Process*, 31(1).
2. Скілько, 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.

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ДОПОВНЕНІЙ РЕАЛЬНОСТІ

Доповнена реальність — це технологія, яка дозволяє розміщувати віртуальні об'єкти у реальному середовищі та реальному часі [1] відносно користувача.

Відповідно до визначення Доповненої реальності, однією з головних задач, яка повинна бути вирішена для успішного функціонування цієї технології є відстеження положення користувача відносно навколишнього середовища.

Основними методами вирішення задачі відстеження положення користувача є: (1) акустичні — відбиття ультразвуку від предметів та використання обчислювальних методів (вимагає наявності генератора ультразвукових хвиль); (2) радіочастотні — відбиття радіохвиль від предметів та використання обчислювальних методів для вираховування положення в просторі (вимагає наявності генератора радіочастотних хвиль); (3) магнітні методи — відслідковування зміни інтенсивності магнітного поля в залежності від положення (вимагає існування станції генерації змінного або постійного магнітного поля); (4) інерційні — відслідковування зміни положення за допомогою гравітації (вимагають досить точних сенсорів); (5) оптичні — відслідковування зміни оточуючого середовища відносно користувача за допомогою візуального зображення з камер у різних діапазонах [2].

Більшість методів вимагають наявності зовнішнього обладнання, яке повинно встановлюватись десь біля користувача. Це в свою чергу відлякує потенційного споживача, тому широкого розповсюдження набули саме прилади доповненої реальності з оптичними системами розпізнавання [3]. В цих системах всі сенсори вмонтовані безпосередньо у користувацький прилад.

Прилади доповненої реальності, які використовують оптичні методи розпізнавання положення, застосовують сукупність алгоритмів комп'ютерного зору до даних, які отримані з різноманітних камер видимого та інфрачервоного діапазону, стерео-камер та камер глибини.

Сам по собі комп'ютерний зір — це сукупність методів отримання, оброблення, аналізу та інтерпретації цифрових зображень з метою отримання інформації про навколишній світ [4]. Більшість алгоритмів комп'ютерного зору працюють на основі різних моделей штучного інтелекту, які допомагають аналізувати навколишній простір та відслідковувати положення користувача у ньому [5]. Це в свою чергу дозволяє точно позиціонувати віртуальні предмети в реальному середовищі.

У залежності від вибору системи відліку виділяють 2 напрями для

відслідковування положення користувача: (1) outside-in — передбачає наявність зовнішнього спостерігача (PSVR, OSVR); (2) inside-out — передбачає наявність на рухомому об'єкті сенсорів, які відслідковують рух. Також в залежності від наявності спеціальних оптичних маркерів розділяють маркерне та безмаркерне відслідковування положення.

На сьогоднішній день сучасна база електронних компонентів дозволяє забезпечити малі розміри різноманітних датчиків та сенсорів. Тому в останній час набувають розвитку гібридні системи відслідковування положення на основі декількох сенсорів з подальшою обробкою отриманих від сенсорів даних штучним інтелектом. Використання штучного інтелекту для цієї задачі дозволяє обробляти великі об'єми даних та проводити навчання моделей розпізнавання положення користувача безпосередньо при використанні пристрою. Це в свою чергу дозволяє покращити позиціонування віртуального об'єкта у реальному просторі та покращити досвід користування технологією доповненої реальності.

Отже для технології доповненої реальності дуже важливо правильно визначити положення користувача відносно реального світу. Для вирішення цієї задачі використовують різноманітні методи. Серед них найбільш зручним є використання оптичного методу з використанням штучного інтелекту для обробки великої кількості даних, які отримані від різноманітних камер. Останнім часом розповсюдження набувають гібридні системи з обробкою великої кількості інформації від різноманітних датчиків за допомогою штучного інтелекту. Таким чином застосування штучного інтелекту в технології доповненої реальності призвело до зручності використання та розширило межі її застосування. Розуміння ролі штучного інтелекту у технології доповненої реальності дозволяє розвивати цю технологію та вдосконалювати її.

1. Azuma, R. (1997). A Survey of Augmented Reality. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 6(4), 355–385.
2. Lee, T., Jung, C., Lee, K., Seo, S. (2021). A study on recognizing multi-real world object and estimating 3D position in augmented reality. *The Journal of Supercomputing*, 78(5), 7509–7528. <https://doi.org/10.1007/s11227-021-04161-0>
3. Leon, H. A. (2018). 3D Shape Detection for Augmented Reality. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1229779/FULLTEXT01.pdf>
4. Huang, T. S. (1996). Computer Vision: Evolution and Promise. In C. E. Vandoni (Ed.), *19th CERN School of Computing* (p. 21–26). CERN.
5. Hasan, F., Kashevnik, A. (2021). State-of-the-art analysis of modern drowsiness detection algorithms based on computer vision. In *2021 29th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)* (p. 141–149). IEEE.

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У БІОМЕДИЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ: ДОСЯГНЕННЯ ТА ПЕРСПЕКТИВИ

Штучний інтелект (ШІ) стрімко розвивається, і його вплив на біомедичні дослідження стає дедалі відчутнішим. Завдяки поєднанню потужних обчислювальних технологій з алгоритмами машинного навчання, ШІ дозволяє аналізувати великі обсяги клінічних та геномних даних, виявляти складні закономірності та забезпечувати персоналізований підхід до лікування. [1, 2]

Наприклад ШІ може використовувати алгоритми машинного навчання для аналізу геномних даних, виявляючи складні закономірності, які можуть вказувати на генетичні маркери захворювань. [3]

У сфері відкриття ліків існують дослідження, які підтверджують успішність цієї концепції, використовуючи алгоритми для моделювання взаємодії між молекулами і біологічними системами. Це може допомогти вченим визначити, які молекули можуть бути ефективними в лікуванні конкретних захворювань, значно прискорюючи процес відкриття ліків. [4]

Також ШІ використовується для аналізу генетичних даних пацієнта, щоб визначити його індивідуальний ризик розвитку певних захворювань. Це може допомогти лікарям розробити персоналізовані плани лікування, які враховують унікальну генетичну структуру кожного пацієнта. ШІ також може використовуватися для прогнозування реакції пацієнта на певні ліки, допомагаючи лікарям вибрати найефективніші та найбезпечніші ліки для кожного пацієнта. [5]

У діагностиці захворювань ШІ може використовуватися для виявлення захворювань на ранніх стадіях, аналізуючи медичні зображення, такі як рентгенівські знімки та МРТ. Це може допомогти лікарям виявити патологічні зміни, які можуть бути приховані для людського ока, і встановити точнішу діагностику. Вже існують дослідження для ранньої діагностики цукрового діабету [6] та раку шкіри. [7]

Також є прогрес в розробці нових медичних приладів за допомогою ШІ. Це включає в себе все, від розробки більш точних діагностичних інструментів до створення нових технологій, які можуть поліпшити ефективність медичного обслуговування. ШІ може також допомогти в розробці нових методів лікування, які використовують персоналізовані дані пацієнта для створення більш ефективних та безпечних планів лікування. До прикладу медична технологічна компанія з Таїланду Meticuly використовує генеративний ШІ для розробки персоналізованих кісткових імплантатів. Meticuly вводить КТ-скани пацієнтів в алгоритм глибокого навчання ШІ для проектування імплантата [8].

Виклики, з якими стикається використання ШІ в біомедичних дослідженнях [3, 5, 9-12]:

- Нестача даних: Для тренування ефективних моделей ШІ потрібні великі набори даних. Однак, в біомедичних дослідженнях досить не легко зібрати достатньо даних через проблеми з конфіденційністю, вартістю та доступністю.
- Етичні питання: Використання ШІ в біомедичних дослідженнях може призвести до етичних проблем, таких як конфіденційність даних та упередженість алгоритмів. Наприклад, моделі ШІ можуть відображати упередженість у даних, на яких вони були навчені, що може призвести до нерівності в діагностиці та лікуванні.
- Інтерпретація результатів: Моделі ШІ можуть бути складними для інтерпретації, що може ускладнити їх використання в клінічній практиці. Це важливо, оскільки лікарі та пацієнти повинні розуміти, як модель прийшла до своїх висновків, щоб мати довіру до її рекомендацій. Крім того на результати, що пропонуються ШІ безпосередньо впливає кількість даних по тій чи іншій хворобі.
- Регуляторні бар'єри: Існують регуляторні бар'єри для використання ШІ в біомедичних дослідженнях. Це включає в себе вимоги до затвердження нових технологій та вимоги до захисту даних пацієнтів.

Незважаючи на ці виклики, ШІ має великий потенціал для революціонізації біомедичних досліджень, включаючи персоналізовану медицину, відкриття ліків та діагностику захворювань. З правильними стратегіями та регуляторними політиками, можливості ШІ можуть бути повністю реалізовані для покращення здоров'я людей. Але для його реалізації необхідно вирішити ряд проблем [3, 5, 9-12]:

- [1] Інвестувати в дослідження та розробку ШІ для біомедичних досліджень.
- [2] Розробити етичні рекомендації для використання ШІ в біомедичних дослідженнях.
- [3] Розробити методи для інтерпретації результатів ШІ.
- [4] Створити сприятливе регуляторне середовище для використання ШІ в біомедичних дослідженнях.

Зважаючи на викладене вище вважаємо, що проблема вдосконалення медичних досліджень та практики шляхом використання новітніх методів штучного інтелекту є актуальною та заслуговує на подальше дослідження.

1. Fröhlich, H., Balling, R., Beerenwinkel, N., Kohlbacher, O., Kumar, S., Lengauer, T., Maathuis, M. H., Moreau, Y., Murphy, S. A., Przytycka, T. M., Rebhan, M., Röst, H., Schuppert, A., Schwab, M., Spang, R., Stekhoven, D., Sun, J., Weber, A., Ziemek, D., & Zupan, B. (2018). From hype to reality: data science enabling personalized medicine. *BMC Medicine*, 16(1). <https://doi.org/10.1186/s12916-018-1122-7>
2. Sardanelli, F., Castiglioni, I., Colarieti, A., Schiaffino, S., & Di Leo, G. (2023). Artificial intelligence (AI) in biomedical research: discussion on authors' declaration of AI in their articles title. *European Radiology Experimental*, 7(1). <https://doi.org/10.1186/s41747-022-00316-7>

3. Houssein, E. H., Hosney, M. E., Emam, M. M., Younis, E. M. G., Ali, A. A., Mohamed, W. M. (2023). Soft computing techniques for biomedical data analysis: open issues and challenges. *Artificial Intelligence Review*. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10585-2>
4. Gallego, V., Naveiro, R., Roca, C., Ríos Insua, D., Campillo, N. E. (2021). AI in drug development: a multidisciplinary perspective. *Molecular Diversity*. <https://doi.org/10.1007/s11030-021-10266-8>
5. Askin, S., Burkhalter, D., Calado, G., El Dakrouni, S. (2023). Artificial Intelligence Applied to clinical trials: opportunities and challenges. *Health and Technology*. <https://doi.org/10.1007/s12553-023-00738-2>
6. Wang, H., Meng, X., Tang, Q., Hao, Y., Luo, Y., Li, J. (2023). Development and application of a standardized testset for an artificial intelligence medical device intended for the computer-aided diagnosis of diabetic retinopathy. *Journal of Healthcare Engineering*, 2023, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2023/7139560>
7. Menzies, S. W., Sinz, C., Menzies, M., Lo, S. N., Yolland, W., Lingohr, J., Razmara, M., Tschandl, P., Guitera, P., Scolyer, R. A., Boltz, F., Borik-Heil, L., Herbert Chan, H., Chromy, D., Coker, D. J., Collgros, H., Eghtedari, M., Corral Forteza, M., Forward, E., ... Kittler, H. (2023). Comparison of humans versus mobile phone-powered artificial intelligence for the diagnosis and management of pigmented skin cancer in secondary care: a multicentre, prospective, diagnostic, clinical trial. *The Lancet Digital Health*, 5(10), Article e679-e691. [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(23\)00130-9](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(23)00130-9)
8. Choi, A. M., Brenner, M. J., Gorelik, D., Erbele, I. D., Crowson, M. G., Kadkade, P., Takashima, M., Santa Maria, P. L., Hong, R. S., Rose, A. S., Ostrander, B. T., Rabbani, C. C., Morrison, R. J., Weissbrod, P. A., Tate, A. D., Kain, J. J., Lina, I. A., Shaffer, S. R., & Ahmed, O. G. (2022). New Medical Device and Therapeutic Approvals in Otolaryngology: State of the Art Review of 2021. *OTO Open*, 6(3), 2473974X2211264. <https://doi.org/10.1177/2473974x221126495>
9. Yang, S., Berdine, G. (2023). Artificial intelligence in biomedical research. *The Southwest Respiratory and Critical Care Chronicles*, 11(46), 62–65. <https://doi.org/10.12746/swrccc.v11i46.1139>
10. Dias, R., Torkamani, A. (2019). Artificial intelligence in clinical and genomic diagnostics. *Genome Medicine*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s13073-019-0689-8>
11. Tang, X. (2020). The role of artificial intelligence in medical imaging research. *BJR Open*, 2(1), 20190031. <https://doi.org/10.1259/bjro.20190031>
12. Harris, L. A. (2021). Artificial intelligence: Background, selected issues, and policy considerations. Congressional Research Service. <https://crsreports.congress.gov/product/pdf/R/R46795>
13. Linardatos, P., Papastefanopoulos, V., Kotsiantis, S. (2020). Explainable AI: A Review of Machine Learning Interpretability Methods. *Entropy*, 23(1), 18. <https://doi.org/10.3390/e23010018>

О.М. Дибач

ПЕРСПЕКТИВИ ТА ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АТОМНІЙ ЕНЕРГЕТИЦІ

Інструменти штучного інтелекту (далі – ШІ) стрімко розвиваються та набувають поширення у різних галузях. Міжнародним агентством з атомної енергії (МАГАТЕ) та Організацією економічного розвитку (OECD/NEA) ініційовані пілотні проекти та дослідження щодо використання ШІ в атомній енергетиці. МАГАТЕ у 2022 році опубліковано технічний звіт «Artificial Intelligence for Accelerating Nuclear Applications, Science and Technology» [1], у 2024 році створено центр співробітництва щодо використання ШІ в атомній галузі.

В цій роботі охарактеризовані окремі перспективні напрями використання ШІ для діючих АЕС та нових проектів АЕС. В доповнення до міжнародних досліджень, враховано аналітичну доповідь Центру безпекових досліджень Національного інституту стратегічних досліджень [2]. Перелік напрямів не є вичерпним та має на меті привернути увагу до актуальності вирішення проблеми застосування штучного інтелекту в атомній енергетиці. Також встановлені особливості та обмеження застосування ШІ з точки зору впливу на безпеку АЕС.

Прогнозування для вдосконалення планування технічного обслуговування та ремонту обладнання АЕС

Існуючі методи прогнозування ґрунтуються на класичних статистичних методах, таких як теорема Байєса, метод найменших квадратів та ін. У своїй стандартній реалізації ці методи призначені для поєднання даних доступних вимірювань із прогнозами моделювання для покращення майбутніх прогнозів для подібних систем/обладнання. Через численні припущення, такі як лінійність, нормальний розподіл та ін. ці методи мають обмеження для достовірного прогнозування. ШІ надає змогу використання математично точних алгоритмів для вимірювання інформаційного вмісту і експериментальних даних з використанням принципів теорії інформації.

Інструменти ШІ можуть аналізувати досвід експлуатації, дані технічного обслуговування та ремонту, дані випробувань та формувати рекомендації при плануванні обсягу та періодичності попереджувальних ремонтів.

Моніторинг поточного стану АЕС для підтримки прийняття рішень

Інструменти ШІ можуть бути використані для безперервного моніторингу та аналізу великих обсягів даних від інформаційно-керуючих систем АЕС. Алгоритми ШІ здатні швидко виявляти аномалії, прогнозувати розвиток потенційних відмов та пропонувати коригуючі заходи для забезпечення безпечної експлуатації АЕС.

Пілотний проект із застосуванням ШІ для моніторингу поточного стану АЕС було реалізовано на АЕС Limerick (США) в рамках програми

Департаменту Енергетики США (U.S. DOE) у 2023 році [3]. Алгоритми ШІ, розроблені компанією Blue Wave, дозволили виявити недостовірність вимірювань одного із датчиків нейтронного потоку. Цей датчик було виведено із логіки формування уставок щодо зміни потужності енергоблоку АЕС та оператор АЕС продовжив роботу на потужності згідно технологічного регламенту. Під час планового зупину енергоблоку, результати перевірки датчика виявили зміщення його калібрування, яке викликало недостовірні покази, що підтвердило правильність алгоритмів ШІ. Застосування ШІ дозволили уникнути непланового зупину АЕС.

Оптимізація проектних рішень

Успішне впровадження ШІ в процес проектування може підвищити безпеку нових проєктів АЕС, а також скоротити час і вартість проектування. Наприклад, методи, засновані на машинному навчанні, можуть бути використані для оптимізації конфігурації активної зони, алгоритмів керування експлуатаційними режимами, та ін. вирішуючи проблему комбінаторної оптимізації. Розмір простору вирішення комбінаторних задач різко зростає разом зі збільшенням простору вхідних даних, тому цей процес є витратним з точки зору людського часу та обчислювальних ресурсів. Із використанням ШІ можливо здійснювати попередній пошук оптимальних конфігурацій/технічних рішень енергоблоку АЕС із наступною детальною оцінкою за допомогою спеціалізованих комп'ютерних кодів в атомній енергетиці.

Особливості та обмеження застосування ШІ в атомній енергетиці

Незважаючи на потенційні переваги використання ШІ, виникає комплекс питань щодо підтвердження достовірності алгоритмів ШІ та відсутності негативного впливу на безпеку АЕС. Наприклад, через складні алгоритми ШІ і великий обсяг даних для аналізу, коректність застосування ШІ не можна оцінити лише за допомогою традиційних методів верифікації програмного забезпечення. Крім того, оскільки алгоритми ШІ базуються на математичних, а не на фізичних моделях, використання ШІ для оптимізації проектних рішень АЕС, конфігурації та режимів роботи АЕС потребує детального обґрунтування.

Крім того, інструменти ШІ можуть надавати розширені можливості, які раніше не використовувалися на АЕС. В перспективі алгоритми ШІ потенційно можуть забезпечувати автономне керування окремими процесами чи надавати додаткові рекомендації, які містять результати діагностики або інструкції для ручного управління оператором. Необхідно продемонструвати, що збій алгоритмів на основі ШІ не вплине на функції безпеки АЕС.

Додатковим стримуючим фактором є захист достовірності та цілісності як моделей, так і даних, які використовуються для вирішення задач із використанням ШІ від потенційних кібератак.

Виконання комплексу науково-дослідних робіт в підтримку використання ШІ, розробка відповідних нормативних вимог та стандартів, а

також накопичення досвіду з оцінки безпеки інструментів ШІ є необхідними умовами впровадження ШІ в атомну енергетику.

1. *Artificial Intelligence for Accelerating Nuclear Applications, Science and Technology.* (2022). International Atomic Energy Agency. <https://www.iaea.org/publications/15198/artificial-intelligence-for-accelerating-nuclear-applications-science-and-technology>
2. Суходоля, О. М. (2022). *Штучний інтелект в енергетиці*. Національний інститут стратегічних досліджень. <https://doi.org/10.53679/miss-analytrep.2022.09>
3. *New AI Tools Could Save Constellation Reactor Fleet Millions.* (2024, March 26). Office of Nuclear Energy. <https://www.energy.gov/ne/articles/new-ai-tools-could-save-constellation-reactor-fleet-millions>

А.В. Давидюк

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СИТУАТИВНОМУ РЕАГУВАННІ НА КРИЗОВІ ПОДІЇ В ДАТАЦЕНТРАХ

З розвитком процесів цифровізації все більше державних та приватних організацій мігрують з серверів в організаціях до використання хмарних технологій датацентрів. Перевагами такої міграції є стабільність та стійкість бізнес процесів, що використовують ІТ технології, що пов'язано з підвищеними вимогами до безпеки датацентрів [1, 2]. Таким чином датацентри стають невід'ємною частиною цифрової стійкості держави. З огляду на зазначене зусилля менеджменту та персоналу датацентрів мають бути спрямовані на підтримку бізнеспроцесів датацентру за будь-яких ситуацій.

Під час війни в Україні [3] загрози фізичного руйнування та захоплення датацентрів набувають більшої імовірності ніж за умов мирного часу. Для оброблення ризиків таких загроз датацентри можуть резервувати дані в закордонних датацентрах, розробляють плани швидкого обладнання, організовують резервування обладнання та персоналу, розробляються плани евакуації тощо. Всі ці заходи можна віднести до елементів ситуативного реагування на кризові події в датацентрах. Таке реагування окрім зазначених заходів потребує і значні ресурси як людські, так і матеріальні, включаючи додаткове обладнання, транспорт та відповідні приміщення тощо. Таким чином виникає підпроцес управління такими ресурсами в умовах обмеженого часу з урахуванням поточної ситуації з ризиком настання кризи.

Прийняття рішень з персональною відповідальністю в стресових ситуаціях має значний суб'єктивний фактор і високу імовірність помилок. З метою уникнення значного впливу суб'єктивізму і для економії часу доцільним є інтеграція штучного інтелекту в процес ситуативного реагування на кризові події в датацентрах. Варіантами використання нейронних мереж можуть бути підтримка прийняття рішень, виконання автоматизованих протоколів реагування на загрози, оцінка наявних ризиків відповідно до вхідних даних тощо. За допомогою штучного інтелекту можна буде значно поліпшити процес координації між клієнтами датацентру у випадку настання кризової ситуації, зокрема в умовах обмежених ресурсів або часткової евакуації можна вирішувати багатокритеріальні задачі з розміщення клієнтів, забезпечивши роботу найбільш критичних сервісів масимальному числу клієнтів з критичної інфраструктури з урахуванням можливих каскадних ефектів від зупинення функціонування даних об'єктів критичної інфраструктури.

Актуальним є використання штучного інтелекту і в рамках забезпечення резильєнтності датацентрів, зокрема після деокупації тимчасово окупованих територій, цілком можливо здійснити оцінку ступеня руйнування

інфраструктури і визначити ефективну стратегію відновлення критичних сервісів з урахуванням наявних обмежених ресурсів. Варто зазначити, що перед відновленням також є важливим процес перевірки інфраструктури на предмет несанкціонованих змін у маршрутизацію мережі, встановлення програмних та апаратних закладок, для таких перевірок також може бути застосований штучний інтелект, зокрема для обробки результатів сканування на вразливості та інвентаризації активів.

Таким чином, використання штучного інтелекту може мати ряд варіантів використання в процесі ситуативного реагування на кризові події датацентрів. Впровадження таких технологій може значно поліпшити процедури аналізування ризиків та управління активами на етапі ситуативного реагування та під час відновлення функціонування. Загалом використання штучного інтелекту може позитивно вплинути на безпеку та резильєнтність датацентрів.

1. *Tier classification system*. Uptime Institute. <https://uptimeinstitute.com/tiers>
2. ISO. (2023). *Information technology — Data centre facilities and infrastructures — Part 31: Key performance indicators for resilience* (ISO/IEC TS 22237-31:2023(E)).
3. Про затвердження Указу Президента України "Про продовження строку дії воєнного стану в Україні", Закон України № 3564-IX (2024) (Україна). <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/3564-20>

О.А. Кравчук

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В РОЙОВИХ СИСТЕМАХ

Рій безпілотних апаратів являє собою самоорганізуючу структуру, утворену технологічними агентами (дронами), які комунікують один з одним безпосередньо або опосередковано та здатні адаптуватися до середовища або контексту задачі [1]. Локальна взаємодія між агентами призводить до виникнення складної поведінки рою, динаміку або функціональні властивості якого часто не можна звести до інтегральної поведінки або властивостей окремих агентів.

Визначальними характеристиками ройових систем є їхня здатність швидко пристосовуватись до змін в навколишньому середовищі, повільна деградація системи при виході з ладу її окремих елементів та масштабованість, що дає змогу ефективно розподіляти навантаження між агентами для вирішення складних масштабних завдань [2].

Спектр застосування роїв безпілотних апаратів доволі широкий – від пошуково-рятувальних операцій і сільського господарства до військових місій, тощо [3–9]. В залежності від задачі та середовища функціонування в якості агентів можуть використовуватись літаючі (Unmanned Aerial Vehicle – UAV), наземні (Unmanned Ground Vehicle – UGV), підводні (Unmanned Underwater Vehicle – UUV) та поверхневі (Unmanned Surface Vehicle – USV) безпілотні транспортні засоби.

Інтеграція методів штучного інтелекту (ШІ) з безпілотними апаратами суттєво розширила їхні можливості, дозволяючи їм демонструвати інтелектуальну поведінку, адаптуватися до динамічного середовища та виконувати завдання, які раніше вважались недосяжними [2].

Традиційні технології штучного інтелекту відіграють важливу роль у розвитку безпілотних транспортних засобів, однак вони мають цілу низку проблем. Зокрема, ці методи вимагають великого обсягу навчальних даних і можуть отримати хорошу продуктивність лише за певних налаштувань. Вони надзвичайно вразливі до динаміки та невизначеності навколишнього середовища, що особливо характерно для безпілотних транспортних засобів [3]. Тому в контексті рою координація дій великої кількості безпілотних транспортних засобів у складних динамічних середовищах створює значні проблеми для звичайних методів ШІ.

Загалом використання штучного інтелекту в ройових системах може значно покращити різні їхні аспекти. Розглянемо деякі задачі в контексті ройових систем, які можуть бути вирішені за допомогою ШІ.

Формування та координація рою. Алгоритми штучного інтелекту можуть бути використані для полегшення формування рою [2]. Ці алгоритми дозволяють дронам рою «відчувати» положення та швидкість сусідів, коригувати свою поведінку та підтримувати бажану форму – дрони можуть

динамічно адаптувати формацію згідно умов навколишнього середовища, завдань або змін у складі рою.

Розподіл завдань і оптимізація. Враховуючи такі фактори, як функціональні можливості агентів, завдання, рівень споживання енергії та близькість до інших агентів, алгоритми ШІ можуть оптимізувати розподіл завдань між окремими дронами. Використовуючи генетичні алгоритми та навчання з підкріпленням можна здійснювати ефективний розподіл завдань, балансувати робоче навантаження та максимізувати загальну продуктивність рою [2].

Навігація та планування траєкторії. Планування траєкторій агентів рою є багатоцільовою, взаємопов'язаною задачею оптимізації, головна мета якої полягає в забезпеченні оптимальних маршрутів руху безпілотних апаратів в складних динамічних середовищах, уникаючи перешкод та зіткнень один з одним [10]. Для спільної навігації можна використовувати штучні потенційні поля, алгоритми A*-пошуку або ймовірнісні методи дорожньої карти. Дрони можуть обмінюватися інформацією про перешкоди, особливості навколишнього середовища та бажані шляхи, що дозволяє їм спільно планувати та реалізовувати ефективні стратегії навігації [2].

Комунікація та обмін інформацією. Ефективна комунікація та обмін інформацією між дронами є важливим аспектом для координації та спільного прийняття рішень. Протоколи та алгоритми зв'язку, керовані штучним інтелектом, дозволяють агентам рою обмінюватися даними, координувати дії та поширювати інформацію всередині рою [2].

Прийняття рішень і адаптація. Агенти рою повинні приймати рішення для адаптації до мінливих умов середовища і успішного виконання завдань. Алгоритми штучного інтелекту дозволяють аналізувати дані датчиків, оцінювати численні варіанти та спільно приймати рішення на основі попередньо визначених цілей або правил. Децентралізоване прийняття рішень, моделі прийняття рішень на основі машинного навчання або теорія ігор можуть бути використані для сприяння прийняттю інтелектуальних рішень дронами [2].

Алгоритми штучного інтелекту

Ці та інші задачі в контексті рою безпілотних апаратів пропонується вирішувати за допомогою різноманітних алгоритмів штучного інтелекту.

Методи машинного навчання. Методи машинного навчання, включаючи глибоке навчання (Deep Learning – DL) та навчання з підкріпленням (Reinforced Learning – RL), набули важливого значення при розробці ройових систем. Використовуючи великі набори даних, дрони можуть вчитися на попередньому досвіді та з часом покращувати свою продуктивність. Алгоритми навчання з підкріпленням дозволяють дронам вивчати оптимальні політики шляхом взаємодії з середовищем методом проб і помилок. Методи глибокого навчання, такі як згорточні нейронні мережі або рекурентні нейронні мережі, можна використовувати для завдань сприйняття, розпізнавання об'єктів або виявлення аномалій, покращуючи ситуаційну обізнаність і здатність приймати рішення окремими дронами [2].

Спільне навчання (Federated Learning – FL) – метод розподіленого навчання [11, 12], який дозволяє групі БПЛА створювати модель машинного навчання на основі розподілених наборів даних. Під час процесу спільного навчання агенти рою надсилають параметри своєї локальної моделі на центральний сервер, не передаючи вихідні дані, що дозволяє забезпечувати конфіденційність та уникати пересилання великих обсягів необроблених даних через мобільну мережу та зменшити споживання енергії [10], [13–15].

До недоліків FL можна віднести значне навантаження на комунікаційні ресурси при трансляції локальних моделей великою кількістю агентів [16]. Через відмінності в апаратному забезпеченні агентів (наприклад, ємність акумуляторів, мережеве середовище, обчислювальні можливості) не гарантується постійна участь агентів у процесі навчання, що може призвести до «відставання» частини агентів. Неможливо гарантувати, що всі локальні моделі будуть вчасно прийняті сервером для агрегації через різну швидкість обробки та комунікаційні можливості агентів [16]. Дані, зібрані агентами, розподіляються неоднорідно, що може призводити до суперечливих властивостей у моделях [17].

Навчання з підкріпленням (RL) є одним з найважливіших методів машинного навчання (Machine Learning – ML), який в основному використовується для прийняття рішень у динамічному середовищі шляхом взаємодії з навколишнім середовищем. Зазвичай RL складається з 6 елементів (агент, середовище, політика, дія, винагорода та функція цінності). Агент виконує дію та отримує винагороду завдяки взаємодії з середовищем. Процес RL можна розглядати як гру між агентом і середовищем, яка також еквівалентна грі між станом і дією. Політика – це відображення кожного стану в дії. Функція значення представляє, наскільки хороший стан, і це загальна очікувана майбутня винагорода від даного стану. Метою RL є максимізація сукупних винагород. Серед алгоритмів навчання з підкріпленням виділяють Q-навчання, Deep Q Network (DQN) та Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) [10].

Мультиагентне навчання з підкріпленням. Алгоритм RL з одним агентом є централізованим алгоритмом, де центральний сервер реалізує рішення невипуклих або залежних від часу задач оптимізації [18]. Збільшення кількості агентів в рої призведе до значного збільшення простору дії та простору стану одного агента RL, що призведе до надлишку інформації, підвищить складність навчання та зменшить швидкість конвергенції. Тому в мережах роїв безпілотних апаратів використовується **мультиагентне навчання з підкріпленням (Multiagent Reinforced Learning – MARL)**, який по-суті є розподіленим RL, який може виконуватися кількома агентами одночасно [10].

Розподілений висновок (Distributed Inference – DI). Висновок є важливою частиною ML, де першим кроком є навчання моделі на основі доступних даних, а другим кроком є застосування нових даних до моделі для отримання висновку (регресії чи класифікації). Кожен агент виконує навчання моделі на основі власних спостережень, щоб отримати локальну

модель або локальне рішення. Оскільки кожен агент має обмежений ресурс, який є суб'єктивним, і не може надати остаточну інформацію, для агрегування моделі потрібен центральний сервер щоб прийняти остаточне рішення, що називається розподіленим висновком. Розподілений висновок поділяється на кооперативний висновок [10], модельний висновок і висновок про рішення.

Спліт-навчання (SL) – алгоритм розподіленого навчання для глобальної навчальної мережі без спільного використання вихідних даних [19]. SL передбачає розділення моделі ML на кілька під-моделей та розподіл їх подальшого навчання між кількома клієнтами та сервером. Кожен клієнт навчає під-модель для певного шару, а потім надсилає розбиті дані на сервер, який в свою чергу виконує навчання для решти шарів. Оскільки для даного шару клієнт передає на сервер лише вихідні дані проміжного рівня у прямому поширенні, а в зворотному поширенні сервер передає на клієнти лише градієнт, де немає вихідних даних, це дозволяє зберігати конфіденційність вихідних даних [10].

Глибоке навчання та нейронні мережі. Методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks – CNN) і рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks – RNN), широко використовуються в ройових системах. CNN можуть дозволити дронам виконувати завдання візуального сприйняття, такі як розпізнавання об'єктів, локалізація або відстеження. RNN, завдяки своїй тимчасовій пам'яті, можуть полегшити прийняття рішень і планування в динамічних середовищах. Методи глибокого навчання в поєднанні з навчанням з підкріпленням також використовувалися для наскрізного навчання, де дрони навчаються безпосередньо з необроблених даних датчиків, що забезпечує більш ефективну та автономну поведінку [2].

Генеративний штучний інтелект (Generative Artificial Intelligence – GAI) являє собою зміну парадигми в технології штучного інтелекту, яка характеризується здатністю створювати новий і значущий вміст, як-от текст, зображення, аудіо та 3D-моделі [3]. На відміну від дискримінаційних моделей, які сфокусовані на класифікації чи передбаченні, моделі GAI вміють інтерпретувати інструкції та генерувати принципово нові результати, що вказує на значний стрибок у можливостях штучного інтелекту [20].

Завдяки здатності генерувати відсутню інформацію та об'єднувати різноманітні джерела даних GAI можна використовувати для комплексної оцінки стану рою безпілотних апаратів.

Сприйняття навколишнього середовища в контексті безпілотних апаратів зазвичай стосується здатності транспортного засобу сприймати та розуміти навколишнє середовище в режимі реального часу [21]. Це ключова технологія для досягнення автономної навігації та виконання завдань для роїв безпілотних апаратів [3]. Така технологія часто передбачає використання таких датчиків, як LiDAR, камери та радары міліметрового діапазону, для взаємодії із зовнішнім середовищем [22]. Сфера сприйняття навколишнього середовища безпілотними апаратами помітно просунулася завдяки

різноманітним інноваційним застосуванням GAI, наприклад, покращення якості розмитих зображень або зображень з низькою роздільною здатністю, отриманих під час руху БПЛА, за несприятливих погодних умов, тощо [3], [23].

Іншим методом є Generative Knowledge-Supporter Transformer (GKST), який покращує представлення функцій і продуктивність пошуку шляхом злиття інформації про зображення з різних ракурсів [24]. Цікавим аспектом цих технологій є їх здатність обробляти та інтерпретувати складні візуальні дані, забезпечуючи рівень розуміння контексту, який дуже нагадує людське сприйняття [3].

Висновки

Технологія ройових систем активно розвивається та потребує вирішення цілої низки складних задач: формування рою та координація агентів, розподіл завдань та цілей між агентами, навігація і планування траєкторії агентів, ефективний обмін даними, прийняття рішень та адаптація.

Якісний стрибок у розвитку ройових систем стає можливим завдяки бурхливому розвитку штучного інтелекту. Проте існуючі на сьогодні алгоритми штучного інтелекту потребують подальшого розвитку і значного удосконалення, адже наразі вони вимагають значних обчислювальних та енергетичних ресурсів, що ускладнює його застосування в роях безпілотних апаратів.

1. Beni, G., & Wang, J. Swarm intelligence in cellular robotic systems. In *Robots and biological systems: Towards a new bionics?* 1993. (pp. 703-712). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38.
2. Semwal A., Shikalgar S., Solanki D. R. The Use of Artificial Intelligence in Swarm Drones. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*. 2023. Vol. 11, no. 7. P. 1052–1057. URL: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.54799>.
3. Generative AI for unmanned vehicle swarms: Challenges, applications and opportunities / G. Liu et al. ArXiv. Abs/2402.18062. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:268041856>.
4. Y. Tan, J. Wang, J. Liu, and Y. Zhang, “Unmanned systems security: Models, challenges, and future directions,” *IEEE Network*, vol. 34, no. 4, pp. 291–297, 2020.
5. P. McEnroe, S. Wang, and M. Liyanage, “A survey on the convergence of edge computing and AI for UAVs: Opportunities and challenges,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 9, no. 17, pp. 15 435–15 459, 2022.
6. A. Ahmadzadeh, A. Jadbabaie, V. Kumar, and G. J. Pappas, “Multi- UAV cooperative surveillance with spatio- temporal specifications,” in *Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control*, 2006, pp. 5293–5298.
7. N. Nigam, S. Bieniawski, I. Kroo, and J. Vian, “Control of multiple UAVs for persistent surveillance: Algorithm and flight test results,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 20, no. 5, pp. 1236–1251, 2012.
8. J. Scherer and B. Rinner, “Multi-UAV surveillance with minimum information idleness and latency constraints,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 4812–4819, 2020.

9. R.-j. Yan, S. Pang, H.-b. Sun, and Y.-j. Pang, "Development and missions of unmanned surface vehicle," *Journal of Marine Science and Application*, vol. 9, pp. 451–457, 2010.
10. Distributed machine learning for UAV swarms: Computing, sensing, and semantics / Y. Ding et al. arXiv. 2023. ArXiv:2301.00912. URL: <http://arxiv.org/abs/2301.00912>.
11. J. Konecny, H. B. McMahan, F. X. Yu, P. Richtarik, A. T. Suresh, and D. Bacon, "Federated learning: Strategies for improving communication efficiency," arXiv preprint arXiv:1610.05492, 2016.
12. J. Konecny, H. B. McMahan, D. Ramage, and P. Richtarik, "Federated optimization: Distributed machine learning for on-device intelligence," arXiv preprint arXiv:1610.02527, 2016.
13. Q. Yang, Y. Liu, T. Chen, and Y. Tong, "Federated machine learning: Concept and applications," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, vol. 10, no. 2, pp. 1–19, 2019.
14. S. Niknam, H. S. Dhillon, and J. H. Reed, "Federated learning for wireless communications: Motivation, opportunities, and challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 58, no. 6, pp. 46–51, 2020.
15. Z. Yang, M. Chen, K.-K. Wong, H. V. Poor, and S. Cui, "Federated learning for 6g: Applications, challenges, and opportunities," *Engineering*, 2021.
16. T. Li, A. K. Sahu, A. Talwalkar, and V. Smith, "Federated learning: Challenges, methods, and future directions," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 37, no. 3, pp. 50–60, 2020.
17. A. Fallah, A. Mokhtari, and A. Ozdaglar, "Personalized federated learning with theoretical guarantees: A model-agnostic meta-learning approach," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 33, pp. 3557–3568, 2020.
18. M. Chen, D. Guinduz, K. Huang, W. Saad, M. Bennis, A. V. Feljan, and H. V. Poor, "Distributed learning in wireless networks: Recent progress and future challenges," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 39, no. 12, pp. 3579–3605, 2021.
19. O. Gupta and R. Raskar, "Distributed learning of deep neural network over multiple agents," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 116, pp. 1–8, 2018.
20. M. Byrne, "The disruptive impacts of next generation generative artificial intelligence," *CIN: Computers, Informatics, Nursing*, vol. 41, no. 7, pp. 479–481, 2023.
21. W. Zhang, F. Jiang, C.-F. Yang, Z.-P. Wang, and T.-J. Zhao, "Research on unmanned surface vehicles environment perception based on the fusion of vision and lidar," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 63 107–63 121, 2021.
22. Z. Zhang and M. Fu, "Research on unmanned system environment perception system methodology," in *International Workshop on Advances in Civil Aviation Systems Development*. Springer, 2023, pp. 219–233.
23. Y. Shi, L. Han, L. Han, S. Chang, T. Hu, and D. Dancey, "A latent encoder coupled generative adversarial network (LE-GAN) for efficient hyperspectral image super-resolution," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, pp. 1–19, 2022.
24. J. Zhao, Q. Zhai, P. Zhao, R. Huang, and H. Cheng, "Co-visual pattern-augmented generative transformer learning for automobile geo-localization," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 9, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/9/2221>

УДОСКОНАЛЕНА МЕТОДИКА БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО ОЦІНЮВАННЯ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Вступ

Локальні війни та збройні конфлікти останніх десятиріч характеризуються високою динамічністю операцій (бойових дій) та значним обсягом різноманітної інформації. Зазначене обумовлює пошук нових підходів для підвищення оперативності прийняття рішень особами, що їх приймають, при заданій їх достовірності.

Процес підтримки прийняття рішення полягає в генерації можливих альтернатив рішень, їх оцінці та виборі кращої альтернативи з множини. При виборі альтернатив доводиться враховувати велике число суперечливих вимог і, отже, оцінювати варіанти рішень за багатьма критеріями.

Ухвалення рішення в більшості випадків полягає в генерації можливих альтернатив рішень, їх оцінці та виборі кращої альтернативи. Прийняти «правильне» рішення – означає вибрати таку альтернативу з числа можливих, яка з урахуванням усіх різноманітних чинників і суперечливих вимог в максимальному ступені сприятиме досягненню поставленої мети. Таким чином, особи, що приймають рішення, вимушені виходити зі своїх суб'єктивних уявлень про ефективність можливих альтернатив і важливості різних критеріїв. Під критерієм ефективності прийняття рішення особами, що їх приймають, будемо вважати оперативність прийняття рішення з заданим ступенем достовірності.

Для вирішення проблеми формування узагальнених показників ефективності, використовуваних в оцінці різних альтернатив рішення, пропонується використати нечітко-можливістний підхід для формалізації невизначеності при прийнятті рішень.

Виклад основного матеріалу дослідження

А метою зазначеного дослідження слід вважати підвищення оперативності прийняття рішень щодо стану об'єкту аналізу з заданою достовірністю.

Вплив різних показників на оцінку варіантів з множини альтернатив пропонується здійснювати шляхом побудови конструктивної λ -нечіткої міри Сугено на кінцевій множині часткових показників. Для вирішення проблеми формування узагальнених показників оцінки стану об'єкту аналізу, що використовуються в оцінці різних альтернатив рішення, пропонується використати нечітко-можливістний підхід для формалізації невизначеності щодо стану об'єкту аналізу та вирішення багатокритеріальної невизначеності.

Переваги теорії можливостей, заснованої на ідеї нечіткої множини, полягає в тому, що вона дозволяє якісно описати судження, що

характеризують невизначеність та моделювати неточність в процесі прийняття рішення щодо стану об'єкту аналізу.

При цьому інформація про параметри та зовнішнє середовище носять неточний, невизначений характер, особливо на етапах формалізації вихідних даних, що використовуються при прийнятті рішення.

Методика багатокритеріального оцінювання в умовах невизначеності складається з наступної послідовності дій:

1. Введення вихідних даних та формалізація багатокритеріальної оцінки. У зв'язку з цим припустимо, що можливості параметрів реалізації задані у вигляді нечітких множин.

2. Побудова оціночної функції. Враховуючи вищезазначене вважаємо, що часткові показники оцінки стану об'єкту аналізу будуть представлені в вигляді нечіткої події.

3. Формулювання узагальненого показника оцінки стану об'єкту аналізу. На даному етапі відбувається формулювання узагальненого показника оцінки стану об'єкту аналізу, що представляє собою деяку операцію над нечіткими подіями:

Це об'єднує часткові показники оцінки стану об'єкту. Узагальнений показник також враховує їх вплив на оцінку варіантів рішення на різних етапах процесу прийняття рішення.

Поширеним методом ранжування критеріїв по важливості є призначення кожному з них значення ваги з наступною операцією згортки. Даний підхід, приводить до втрат в ефективності його застосування. Вказані втрати в тому, що коефіцієнти в згортці часткових показників ефективності не враховують нелінійний характер впливу показників один на одного і в цілому на розглядаємий узагальнений показник оцінки стану об'єкту аналізу.

4. Побудова нечіткої міри Сугено. Для того, щоб подолати вказані недоліки та врахувати нечітко-можливісне представлення часткових показників оцінки стану об'єкту, вважається при побудові узагальненого показника оцінки стану об'єкту використовувати нечітко-можливісне згортання, засноване на нечіткій мірі та нечіткому інтегралі.

Врахування впливу сукупності різноманітних показників на оцінку варіантів з множини планується здійснювати шляхом побудови конструктивної λ -нечіткої міри Сугено на кінцевій множині часткових показників.

5. Здійснення операції нечіткої згортки узагальненого показника оцінки. Узагальнений показник оцінки стану об'єкту пропонується отримувати у вигляді нечіткого згортання, що дозволяє гнучко враховувати нелінійний характер впливу часткових показників. Для чого використовуємо поняття нечіткого інтегралу по λ -нечіткій мірі Сугено.

В якості оціночної функції будемо вважати значення часткових показників оцінки стану об'єкту аналізу, наведених до безрозмірного вигляду з носієм нечіткої множини в інтервалі $[0,1]$. На основі запропонованого підходу представлена методика вирішення багатокритеріальної невизначеності та вибору альтернатив стану об'єкту аналізу.

Зазначений підхід запропоновано використовувати для підтримки прийняття рішень особами, що їх приймають. Запропонована методика дозволить підвищити оперативність прийняття рішень при збереженні заданого ступеню достовірності. Розроблена методика є універсальною та може бути адаптована для оцінки стану об'єкту аналізу довільної архітектури та складності.

Новизна розробленої методики в тому, що:

враховуються тип невизначеності про стан об'єкту аналізу;

формування узагальнених показників оцінки стану об'єкту аналізу є універсальною процедурою. Представлення узагальнених показників оцінки стану об'єкту аналізу дозволяє проводити адаптацію під конкретне завдання; наявна удосконалена процедура зменшення множини можливих варіантів рішення щодо стану об'єкту.

Обмеженнями зазначеного дослідження слід вважати:

врахування часових обмежень на передачу конкретного типу повідомлення (формалізованого донесення);

наявність первинної бази даних; обмеження щодо якості каналів передачі даних.

Висновки

У цьому дослідженні проведено розробку методики багатокритеріального оцінювання в умовах невизначеності. Результати дослідження стануть у нагоді при:

– розробці нових алгоритмів управління в системах підтримки прийняття рішень;

– обґрунтуванні рекомендацій щодо підвищення ефективності оперативного управління;

– аналізі об'єктів аналізу (моніторингу) в ході ведення бойових дій (операцій);

– створенні перспективних технологій підвищення ефективності оперативного управління;

– оцінці адекватності, достовірності, чутливості науково-методичного апарату оперативного управління в системах підтримки прийняття рішень;

– розробці нових та удосконаленні існуючих моделей управління.

МЕТОДИКА ПОШУКУ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ УДОСКОНАЛЕНОГО АЛГОРИТМУ СТРИБАЮЧИХ ЖАБ

Вступ

Метаевристичні алгоритми широко застосовуються для оптимізації у різних завданнях, зокрема з метою відбору інформативних підмножин ознак при побудові моделі машинного навчання. Видалення зайвих ознак допомагає уникнути перенавчання моделі та зменшити її складність. При використанні метаевристики, як інструменту відбору ознак необхідною умовою є здатність алгоритму здійснювати пошуку бінарному просторі. Однак у той час, як деякі метаевристики, наприклад генетичний алгоритм, спочатку були створені для роботи з бінарними вхідними векторами, інші були розроблені для роботи в безперервній області пошуку. Очевидно, що тільки генетичний алгоритм не здатний бути універсальним інструментом для будь-яких даних, оскільки це суперечить теоремі про безкоштовні сніданки.

Найбільш відомим представником евристичних методів є ройовий інтелект, що описує колективну поведінку децентралізованої системи, що самоорганізується.

Існує велика кількість ройових алгоритмів, наприклад: метод рою частинок, мурашиний алгоритм, алгоритм зозулі, кажанів, риб, бджіл, колонізаційні алгоритми та ін..

Використання ройових алгоритмів для пошуку рішень щодо стану об'єктів аналізу дозволяє здійснити:

- аналіз стійкості стану неоднорідних об'єктів в процесі бойового застосування (експлуатації);
- аналіз безпосереднього, агрегованого та опосередкованого взаємовпливу системних та зовнішніх факторів;
- оцінку досяжності цільових ситуацій управління об'єктами;
- сценарний аналіз при різних деструктивних впливах;
- прогноз зміни стану неоднорідних об'єктів при впливі дестабілізуючих факторів в ході бойового застосування (експлуатації);
- моделювання та аналіз динаміки зміни стану взаємозалежних параметрів неоднорідних об'єктів.

Разом з тим, використання наведених вище ройових алгоритмів в канонічному вигляді не дозволяє отримати оперативну оцінку стану об'єкту з заданою достовірністю. Зазначене обумовлює пошук нових (удосконалення існуючих) підходів до оцінки та прогнозування стану об'єктів шляхом поєднання вже відомих ройових алгоритмів з їх подальшим удосконаленням.

Враховуючи зазначене, актуальним науковим завданням є розробка методики пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму стрибаючих жаб, яка б дозволила підвищити оперативність прийнятих

рішень щодо управління параметрами об'єкту управління з заданою достовірністю.

Проблема, яку необхідно вирішити в дослідженні, є підвищення оперативності вирішення завдань аналізу та багатовимірного прогнозування стану об'єктів при забезпеченні заданої достовірності.

З цією метою пропонується розробити методику пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму стрибаючих жаб.

Метою дослідження є розробка методики пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму стрибаючих жаб.

Методика пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму стрибаючих жаб складається з такої послідовності дій.

Виклад основного матеріалу дослідження

Дія 1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Також відбувається ініціалізація наявної моделі об'єкту аналізу. Ініціалізація початкової популяції агентів жаб (АЖ) представляється, як множина точок простору перестановок S_n з метрикою Кендалла виду $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$. Кожен елемент вектору відповідає ознакам таблиці спостереження, n – кількість ознак. Значення елемента вектора $s_i = 0$ показує, що i -та ознака не бере участі в класифікації, $s_i = 1$ означає, що перша ознака використовується класифікатором. В зазначеній дії запропоновано модифікацію алгебраїчних операцій, що дозволяє алгоритму оперувати бінарними вхідними векторами, оскільки всі арифметичні оператори замінюються логічними. Відповідно до цієї ідеї операції множення, додавання та віднімання замінюються на кон'юнкцію, диз'юнкцію та сувору диз'юнкцію відповідно.

Дія 2. Оброблення вихідних даних з урахуванням ступеню невизначеності.

На даному етапі відбувається врахування типу невизначеності про об'єкт, що підлягає аналізу та проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту, що підлягає аналізу. При цьому ступінь невизначеності може бути: повна інформованість; часткова невизначеність та повна невизначеність. Зазначене здійснюється за допомогою корегувальних коефіцієнтів.

Дія 3. Обчислення значення критерію оптимальності кожної перестановки із початкової популяції АЖ. Зазначена процедура здійснюється за допомогою удосконаленого генетичного алгоритму.

Дія 4. Упорядкування рішення у порядку зменшення значення критерію оптимальності.

Дія 5. Глобальний пошук АЖ.

Процедура полягає у сортуванні вхідних векторів за значенням фітнес-функції та розбиттям популяції АЖ на підгрупи. У середині кожної підгрупи незалежно здійснюється локальний пошук, у якому відбувається оновлення найгірших векторів.

Дія 6. Регулювання швидкості руху АЖ.

У кожному мемплексі з номером $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ знайти найкраще s_{k1} та найгірше s_{k2} рішення. Для виконання даної дії необхідна наявність деякого безперервного вектора, який характеризує ознаки. Найчастіше таким вектором є вектор швидкості.

Дія 6.1 На першому кроці функція трансформації, приймаючи на вхід значення швидкості елемента вектору S_w , обчислює число, яке належить діапазону $[0; 1]$.

Дія 6.2 Безпосереднє оновлення елементів відповідно до трансформаційного правила.

Дія 7. Покращення положення АЖ у просторі пошуку. Покращення положення найгіршого АЖ шляхом переміщення його у напрямку кращого АЖ з урахуванням ступеню зашумленості вихідних даних. Це відбувається застосування оператора кросоверу $s = \text{Cross}(s_{k1}, s_{k2})$.

Дія 8. Поліпшення умов роботи АСЖ.

Якщо попередня операція не покращує рішення, спробувати поліпшити положення найгіршого АЖ шляхом переміщення його в напрямку глобально кращого АЖ $s = \text{Cross}(s_{k1}, s_{11})$.

Дія 9. Перестановка АЖ. Якщо і остання операція не призводить до покращення позиції АЖ, то замість АЖ випадковим чином створити в області пошуку нового АЖ – перестановку.

Дія 10. Об'єднання АЖ всіх мемплексів в одну групу.

Функція поелементно порівнює два бінарні вектори; якщо значення елемента на одній і тій самій позиції збігається, то в результуючому векторі на цю позицію запишеться дане значення. В іншому випадку здійснюється генерація випадкового числа з інтервалу від 0 до 1. Якщо воно менше або дорівнює 0,5, то відповідну позицію нового вектора записується елемент з гіршого вектора. В іншому випадку на цьому місці буде виставлений елемент із кращого вектора.

Дія 11. Якщо умови завершення алгоритму не виконані, то перехід до дії 3.

Дія 12. Пошук найкращого АЖ.

Останній глобально найкращий АЖ відповідає субоптимальному рішення задачі.

Дія 13. Навчання баз знань АЖ.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань кожного АЖ використовується розроблений метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Кінець алгоритму.

Висновки

1. Визначено алгоритм реалізації методики, завдяки додатковим та удосконаленим процедурам що дозволяє: враховується тип невизначеності та зашумленості даних; врахувати наявні обчислювальні ресурси системи аналізу стану об'єкту аналізу; врахувати пріоритетність руху АЖ; провести початкове виставлення особин АЖ з урахуванням типу невизначеності; провести точне навчання особин АЖ; провести визначення найкращих

особин АЖ за допомогою генетичного алгоритму; провести локальний та глобальний пошук з урахуванням ступеню зашумленості даних про стан об'єкту аналізу; провести навчання баз знань, що здійснюється шляхом навчання синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому; застосовувати як універсальний інструмент вирішення завдання аналізу стану об'єктів аналізу за рахунок ієрархічності опису об'єктів аналізу; перевірити адекватність отриманих результатів; розрахувати швидкість руху АЖ; уникнути проблеми локального екстремуму.

2. Проведений приклад використання запропонованої методики на прикладі оцінки та прогнозуванні стану оперативної обстановки угруповання війсь (сил). Зазначений приклад показав підвищення ефективності оперативності обробки даних на рівні 14–18 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур додавання корегувальних коефіцієнтів щодо невизначеності та зашумленості даних, відбору АЖ, розрахунку швидкості руху АЖ, а також навчання АЖ.

РОЗРОБКА МОДЕЛІ АНАЛІЗУ ТА БАГАТОВИМІРНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ РОБОЧОГО СЕРЕДОВИЩА НАЗЕМНИХ РОБОТИЗОВАНИХ ПЛАТФОРМ

При поданні слабоструктурованих інформаційних ресурсів про стан робочого середовища наземних роботизованих платформ використовуються методи нечіткого онтологічного моделювання з можливістю відображення динаміки зміни атрибутів. Водночас застосовувані підходи не враховують можливості завдання та фіксації взаємовпливу атрибутів між собою з різними часовими лагами (інтервалами затримки).

Для представлення, комплексного аналізу та відображення динаміки зміни робочого середовища наземних роботизованих платформ пропонується процедура побудови нечіткої темпоральної онтологічної моделі.

Особливістю запропонованої процедури є те, що атрибути, що відповідають параметрам її векторного простору, а також показникам стану, характеризуються часовими рядами відповідних чітких/нечітких значень, отриманих вимірювань/оцінок, і на основі їх багатовимірного прогнозування. При цьому нечітка грануляція онтологічної моделі робочого середовища наземних роботизованих платформ виконується на рівні нечітких значень часових рядів цих атрибутів. Крім того зазначена дія виконується на рівні нечітких значень бінарних відносин взаємовпливу між атрибутами цієї моделі з різними часовими лагами.

Атрибутами онтологічної моделі робочого середовища наземних роботизованих платформ, які є носіями діагностичної інформації про стан робочого середовища наземних роботизованих платформ, служать нормовані параметри матриць Гріна:

$$G = \begin{vmatrix} C_1 & C_4 & C_3 \\ C_1 & C_2 & C_5 \\ C_6 & C_2 & C_3 \end{vmatrix}, \quad (1)$$

де C_1, C_2, C_3 – параметри, що характеризують реакцію робочого середовища наземних роботизованих платформ на впливи за трьома симетрично розташованими осями робочої ділянки векторного простору; C_4, C_5, C_6 – параметри, що характеризують реакцію робочого середовища наземних роботизованих платформ та ті ж самі впливи по осі ортогональної робочої ділянки.

У запропонованій нечіткій темпоральній онтологічній моделі передбачено подання динаміки зміни параметрів, що розглядаються, у вигляді значень компонентних часових рядів, що утворюють багатовимірний часовий ряд:

$$\begin{aligned}
C &= \{C_i | i = 1, \dots, I\}, \\
C_i &= \{\tilde{c}_i(t) | t = 1, \dots, T, \dots\}, i = 1, \dots, I, \\
\forall t &\in \{1, \dots, T, \dots\} \\
\tilde{C}(t) &= \left\{ \begin{aligned} \tilde{c}_1(t) &= F_1(\phi_{1,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^1)), \dots, \phi_{1,I}(\tilde{c}_1(t), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^I))), \\ \tilde{c}_i(t) &= F_i(\phi_{i,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^1)), \dots, \phi_{i,I}(\tilde{c}_1(t), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^I))), \\ \tilde{c}_I(t) &= F_I(\phi_{I,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^1)), \dots, \phi_{I,I}(\tilde{c}_1(t), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^I))), \end{aligned} \right\}, \quad (2)
\end{aligned}$$

де C – багатовимірний часовий ряд, що характеризує векторний простір робочого середовища наземних роботизованих платформ; C_i – компонентний (одномірний) часовий ряд багатовимірного часового ряду; I – число врахованих компонентів багатовимірного часового ряду (аналізованих атрибутів онтологічної моделі робочого середовища наземних роботизованих платформ); $\tilde{C}(t) = \{\tilde{c}_1(t), \dots, \tilde{c}_I(t)\}$ – “часовий зріз” нечітких значень багатовимірного часового ряду в t -й момент часу; $\tilde{c}_i(t)$ – нечітке значення C_i у момент часу t ; L_j^i – максимальний часовий лаг, що враховується (інтервал затримки) $\tilde{c}_j(t)$ щодо $\tilde{c}_i(t)$; ϕ_{ij} – оператор для врахування впливу $\{\tilde{c}_j(t-1), \dots, \tilde{c}_j(t-L_j^i)\}$ на $\tilde{c}_i(t)$; F_i – перетворення для обчислення $\tilde{c}_i(t)$.

На підставі побудові нечітких темпоральних онтологічних виразів робиться висновок щодо стану робочого середовища наземних роботизованих платформ.

У даному дослідженні для багатовимірного прогнозування параметрів векторного простору робочого середовища наземних роботизованих платформ пропонується вдосконалена нечітка реляційна темпоральна когнітивна модель, що дозволяє типізувати налаштування операторів ϕ_{ij} та перетворень $F(i, j=1, \dots, I)$ за рахунок:

- по-перше, “персоніфікації” моделей системної динаміки (для кожної пари безпосередньо взаємодіючих концептів – параметрів векторного простору робочого середовища наземних роботизованих платформ);

- по-друге, налаштування нечітких відносин впливу між концептами на основі алгоритмів навчання з використанням сформованих навчальних вибірок для компонентних рядів часових багатовимірного часового ряду;

- по-третє, обчислення залежностей між нечітко заданими параметрами у векторно-матричному вигляді.

Запропонований різновид нечіткої реляційної темпоральної когнітивної моделі (НРТКМ) представляється в наступному вигляді:

$$\begin{aligned}
FRTCM &= \langle C, R \rangle, \\
C &= \{C_i \mid i = 1, \dots, I\}, \\
R &= \{R_i \mid i = 1, \dots, I\}, \\
R_i &= \left\{ \tilde{r}_{ij}(t-l) \mid l = 0, \dots, L_j^i, j = 1, \dots, J^i \right\}, \\
c_i : \tilde{c}_i(t) &= \tilde{F}_i \left(\begin{array}{l} \left\{ \tilde{c}_i(t-k), \tilde{r}_{ii}(t-k) \mid k = 1, \dots, L_i^i \right\}, \\ \left\{ \tilde{c}_j(t-l), \tilde{r}_{ij}(t-l) \mid j = 1, \dots, J^i, l = 1, \dots, L_j^i \right\} \end{array} \right), i = 1, \dots, I.
\end{aligned} \tag{3}$$

де C – множина концептів НРТКМ; I – число концептів НРТКМ; R – множина нечітких відносин впливу концептів один на одного; R_i – підмножина нечітких бінарних відносин впливу концептів, що безпосередньо впливають на концепт c_i ; J^i – число концептів, безпосередньо впливають на концепт c_i ; $\tilde{r}_{ij}(t-k)$ – нечітке відношення впливу концепту C_i на себе у момент часу $(t-k)$; L_i^i – максимальне значення часового значення лага (інтервалу затримки) при впливі концепту c_i на себе; $\tilde{r}_{ij}(t-l)$ – нечітке відношення впливу концепту c_j на концепт c_i у момент часу $(t-l)$; L_j^i – максимальне значення часового лага (інтервалу затримки), що враховується при впливі концепту c_j на концепт c_i ; $\tilde{c}_i(t), \tilde{c}_i(t-k), \tilde{c}_j(t-l)$ – нечіткі значення концептів c_i і c_j у відповідні моменти часу.

При багатовимірному прогнозуванні параметрів векторного простору робочого середовища наземних роботизованих платформ кращим є використання нечітких композиційних правил передачі впливу між концептами НРТКМ, відповідно до яких моделі системної динаміки набудуть наступного вигляду:

$$\begin{aligned}
\tilde{c}_i(t) &= \bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right), \\
\tilde{c}_i(t) &= \left(\bigoplus_{k=1}^{L_i^i} (\tilde{c}_i(t-k) \circ \tilde{r}_{ij}(t-k)) \right) \bigoplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right) \right), \\
\tilde{c}_i(t) &= \left(\bigoplus_{k=1}^{L_i^i} (\Delta \tilde{c}_i(t-k) \circ \tilde{r}_{ij}(t-k)) \right) \bigoplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\Delta \tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right) \right), \tag{4}
\end{aligned}$$

де $\Delta \tilde{c}_i(t-k)$ – нечітке збільшення значення концепту C_i у момент часу $(t-k)$; $\Delta \tilde{c}_j(t-l)$ – нечітке збільшення значення концепту C_i у момент часу $(t-l)$.

l); \circ – операція нечіткої композиції; $\bigoplus_{k=1}^{L_j}$ – операція нечіткого агрегування окремих впливів концепту C_i на самого себе в діапазоні, часового лага, які враховуються $(k=1, \dots, L_j^i)$; $\bigoplus_{l=1}^{L_j^i}$ – операція нечіткого агрегування окремих впливів концепту c_i на концепт c_j в діапазоні часового лага, який враховується $(l=1, \dots, L_j^i)$; $\bigoplus_{j=1}^{J^i}$ – операція нечіткого агрегування окремих впливів концептів c_j ($j=1, \dots, J$), безпосередньо впливають на концепт c_i ; \bigoplus – операція нечіткого агрегування сукупних впливів.

Для визначення діапазонів часових лагів L_i^i та L_j^i при взаємовпливі концептів, при впливі нечітких відносин взаємовпливу $\tilde{r}_{ii}(t-k)$, $\tilde{r}_{ij}(t-l)$ з підмножин R_i ($i=1, \dots, I$) є значущим, а також для налаштування цих відносин використовуються статистичні (експертні) методи. Так, за наявності навчальних вибірок у компонентів багатовимірного часового ряду для визначення нечітких відносин взаємовпливу застосуємо метод нечіткої множинної лінійної регресії:

$$\tilde{c}_i(t) = \sum_{j=1}^{J^i} \sum_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{a}_{ij}(t-l)\tilde{c}_j(t-l) + \tilde{b}_{ij}(t-l)), i=1, \dots, I. \quad (5)$$

де $\tilde{a}_{ij}(t-l)$ – нечіткі регресійні коефіцієнти; $\tilde{b}_{ij}(t-l)$ – нечіткі вільні члени (як правило, рівні 0).

Отримані значення нечітких регресійних коефіцієнтів $\tilde{a}_{ij}(t-l)$ нормуються $\tilde{a}_{ij}^{\cdot}(t-l)$ у діапазоні $[0, 1]$. І таким чином, на їх основі задаються підмножини $R_i = \left\{ \tilde{r}_{ij}(t-l) = \tilde{a}_{ij}^{\cdot}(t-l) \mid l=0, \dots, L_j^i, j=1, \dots, J^i \right\}$ нечітких відносин взаємовпливу концептів НРТКМ. Потім виключаються ті відносини, модальні значення яких менші за заданий поріг (наприклад, менше 0,1).

Результати моделювання та багатовимірного прогнозування параметрів векторного простору робочого середовища наземних роботизованих платформ з використанням НРТКМ є підставою для прогнозної оцінки стану робочого середовища наземних роботизованих платформ.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ACOUSTIC HOLOGRAPHY: NEW HORIZONS AND PERSPECTIVES FOR IMAGE PROCESSING

Acoustic holography, utilizing principles of sound wave processing, emerges as a potent tool for analyzing and visualizing objects in three-dimensional space. With the amalgamation of advanced signal processing technologies and artificial intelligence, acoustic holography enters a new stage of development, opening incredible possibilities for image diagnostics and environmental exploration.

The first aspect is Automation of Object Recognition Process. Artificial intelligence enables the automation of object recognition and classification based on acquired acoustic data. Through deep learning algorithms, systems can efficiently analyze and extract features from sound signals corresponding to specific objects or pathological formations. In medical diagnostics, for instance, this can lead to more accurate detection of diseases and anomalies in images. The second one is Enhancing Three-Dimensional Image Reproduction Quality. The application of neural networks for acoustic data analysis allows for improving the quality of three-dimensional image reproduction. Artificial intelligence contributes to refining techniques for generating images with high resolution and accuracy. This enables healthcare professionals to obtain more detailed data for analysis and decision-making.

If to say about development of new methods for Acoustic Data Processing (ADP) the Artificial intelligence plays a pivotal role in driving innovation in the processing and analysis of acoustic data. One significant area of advancement lies in the development of novel methods aimed at refining the quality of acquired data and optimizing subsequent analysis. Deep learning algorithms, in particular, have demonstrated remarkable capabilities in this regard, offering automated solutions for noise reduction and artifact removal from acoustic signals. For example, in the field of medical imaging, where clarity and precision are paramount, deep learning algorithms can be trained to recognize patterns associated with noise and artifacts in ultrasound or MRI scans. By analyzing vast amounts of labeled data, these algorithms learn to distinguish between genuine anatomical structures and unwanted distortions in the images. Once trained, they can automatically identify and suppress noise, resulting in clearer and more accurate images.

Moreover, artificial intelligence enables adaptive processing techniques that can adjust parameters in real-time based on the characteristics of the acoustic signals. This adaptive approach ensures optimal performance across diverse environments and conditions, enhancing the robustness and reliability of the processing algorithms.

In industrial applications, such as non-destructive testing or structural health monitoring, acoustic data often contains complex patterns that require sophisticated

analysis techniques. Deep learning models can be trained to detect subtle anomalies or defects in materials by learning from examples of both normal and faulty acoustic signatures. This enables early detection of potential issues, preventing costly failures and ensuring the integrity of critical infrastructure.

Furthermore, the development of advanced data fusion techniques allows for the integration of acoustic data with other modalities, such as optical imaging or electromagnetic sensing. By combining information from multiple sources, artificial intelligence can provide comprehensive insights into complex systems or phenomena, leading to more informed decision-making and enhanced understanding.

In essence, the synergy between artificial intelligence and acoustic data processing empowers researchers and practitioners to push the boundaries of what is possible in terms of data analysis and interpretation. By harnessing the capabilities of deep learning and other AI technologies, we can unlock new insights, improve diagnostic accuracy, and drive innovation across various domains. Integrating artificial intelligence into acoustic holography opens wide prospects for exploring new methods and technologies. Through reinforcement learning, machine vision, and other algorithms of intelligent data processing, we have the opportunity to unveil new regularities in natural and technical processes previously beyond reach.

In conclusion, we have explored the potential of artificial intelligence in acoustic holography and its implications for image diagnostics. From automation of object recognition to the development of new methods for acoustic data processing, AI offers exciting possibilities for advancing our understanding and application of this technology.

1. Fan, Z., Rajagopal, P., Tu, J. (2023). Artificial Intelligence for Ultrasonics. *Ultrasonics*. <https://www.sciencedirect.com/journal/ultrasonics/special-issue/109NJ174C6P>
2. Hirayama, R., Christopoulos, G., Martinez Plasencia, D., Subramanian, S. (2022). High-speed acoustic holography with arbitrary scattering objects. *Science Advances*, 8(24). <https://www.science.org/doi/10.1126/sciadv.abn7614>

D. Slobodeniuk, A. Kopp

DEVELOPMENT AND RESEARCH OF SOFTWARE COMPONENTS FOR PROCESSING SCANNED DOCUMENTS BY MEANS OF OPTICAL CHARACTER RECOGNITION

Over time, the volume of data and documents grows and it is important to have efficient tools to process and analyze this information. Manual processing of paper documents or images is a costly and inaccurate process that requires significant time and resources. Also with the development of electronic computing devices and the widespread distribution of multimedia content, most information is presented in the form of digital images. The vast majority of such images represent information that includes printed, handwritten and other types of text. With the total transition to the use of electronic databases, digital libraries, cloud data storage, etc., text recognition software is gaining unprecedented relevance, so their functionality needs to be significantly improved. Therefore, the research and development of OCR systems is becoming an important task to automate the process of obtaining textual information and improve work efficiency in various industries. This study has a practical value, as it can be used as a basis for creating similar systems in various fields of activity. The results of the study can be applied in the field of document management, archiving and storage of information, which will increase the efficiency of work in these areas.

Application of optical character recognition OCR helps in the evaluation of bank invoices and verification of signatures. It helps to evaluate documents in offices where they are present in printed form. It also helps visually impaired people to do their jobs. Therefore, the main goal is to research and compare different OCR methods and tools [1] to develop a project to automate the manual routine work of employees of any enterprise by automating the processing of similar documents, thereby reducing staff costs and increasing the speed of document processing. OCR (Optical Character Recognition) translates images of typewritten or handwritten characters into the electronically editable format and can save a lot of time and work when information stored in paper form is going to be digitized, at least if the output from the software is accurate. If the output is very inaccurate, there will be need for a post-processing, and correcting all of the errors might result in more work than manually typing in the information. OCR converts a document using Artificial Neural Network (ANN) and Artificial Intelligence (AI) to increase the training of the system and OCR faces a challenging problem due to the different writing style and nature of different types of languages different recognition methods such as character normalization, correlation, neural network, recognition, hidden Markov model and correlation method.

Techniques from various computer science subsectors required for text mining and recognition include image processing, pattern classification, and natural language processing (NLP). Word extraction techniques are used to find similar words in a document and collect them into clusters using image matching.

These clusters provide a more accurate result when performing various steps on a handwritten or graphic document. In addition, the whole work is usually focused on identifying the unique characteristics of each of them in terms of content and writing style. The first step is to convert images into binary sets, and the top-down partitioning helps with character extraction. A database is a combination of extracted characters that converts a document into a text file. It can be applied to different types of documents to work with characters that do not occur frequently in a document. Thus, the combination of several approaches such as binarization, segmentation and pattern recognition such as image enhancement and clustering results in a recognition system for a printed or handwritten document.

Types of OCR approaches:

1. Neural network. A back-propagation neural network is used for pattern recognition because it gives a direct result of success and failure. If an error occurs, the system automatically returns to the last step and selects another step to achieve success. This is a combination of two phases – backward and forward propagation.

2. Character normalization. This step helps to normalize all characters, numbers to a standard size, including all headers, subscripts and superscripts. This way, the input data provided to the system for recognition contains all characters of the same size. This will help speed up the evaluation.

3. Correlation method. This step helps to reduce the noise of the image because even a perfect image contains a certain amount of noise and to remove the noise, the image is converted into a binary image and the process is called digitization and those pixels which are less than 30 are removed from the image because they have very little impact on the image. The digitized image is then sent to the system for further processing.

4. Segmentation. The image is sized according to a template, and the image is cropped to fit the template perfectly. Characters are segmented based on preprocessing and RGB images.

5. Recognition. The segmented image is loaded into the system and the character with the highest correlation value is considered to be present in the image and converted into a text document.

6. Hidden Markov model. Consists of a hidden layer that is not directly visible, but is observed through the input layer used for computation. The hidden layer consists of probabilities that are assigned to each character in the image, and based on their values, they are selected and discarded, and the function is called the Probability Density function.

Stages of optical character recognition include (Figure 1):

1. Image Acquisition. The scanner reads documents and converts them into binary data. OCR software analyses the scanned image and classifies light areas as background and dark areas as text.

2. Pre-processing. This stage improves the image quality and sharpens the image so that all characters in the image are clearly visible and the system can perform character recognition with more accurate results. OCR software first cleans the image and removes errors to prepare it for reading.

3. Character Segmentation. Helps to distinguish individual characters from the image that are sent to the recognition system. It can also be used for characters that are broken or if there is some noise in the image. In such situations, the technique of preliminary character segmentation is used.

4. Feature Extraction. Feature extraction breaks down or decomposes glyphs into elements such as lines, closed contours, line direction, and line intersections. It then uses these features to find the best match or nearest neighbor among the various stored glyphs. The advantage of this method is its resistance to rotation and displacement of the symbol to a small angle, to various stylistic variations. However, when the angle of rotation is large, the method makes errors.

5. Character Classification. This step helps to distribute the segmented characters into different categories and classes. After evaluating the result, they will be divided into two categories: (i) structural pattern classification when features extracted from the image structure; (ii) statistical classification based on probabilistic models and other character classification methods.

6. Post Processing. The last step is to provide the system with the best quality image and get an accurate result. Contextual and lexical processing is performed to reduce the likelihood of errors. Spell checking and dictionary are also used to improve the accuracy of the image entered as input [1], [2].

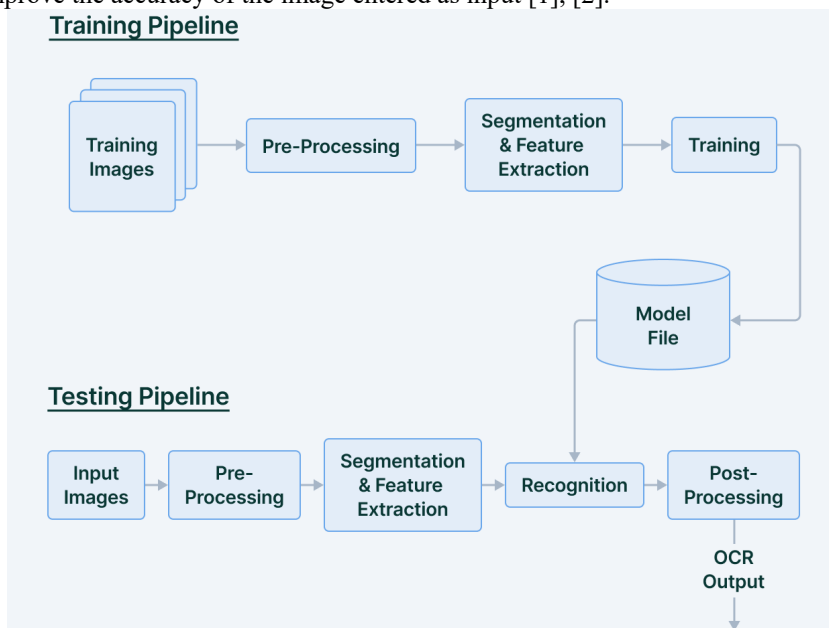


Figure 1 – OCR process stages [3]

Tesseract OCR, Amazon Textract, Document AI, and OCRopus were chosen to analyze existing software solutions for OCR processing of scanned documents due to their widespread use, reputation for accuracy, and availability for software use. Budgetary constraints prevented the inclusion of additional reputable

processors such as Adobe PDF Services and ABBYY Cloud OCR, but they may be tested in the future using the same procedure and test materials. Based on the research conducted, it was decided that Tesseract OCR, the most widely used and versatile tool for recognizing text from images, would be chosen to improve the accuracy of scanned documents. Its advantages include free and open-source software and multilingual support, as well as high performance and ease of integration. Overall, Tesseract OCR is a useful tool that requires careful consideration of its capabilities and limitations for each application [4].

To solve the task of processing scanned documents, the software application is developed and able to accept the file (files) of scanned documents via the user interface, transfers the files for processing to the OCR process, which in turn scans the images and extracts the text that is stored in the database.

In this paper, a brief study of the various existing methods required for processing scanned documents has been carried out. Hidden Markov Models and Neural Networks give the best results among all the methods used to develop optical character recognition. For the most effective results, the main focus should be on image quality so that characters are easily recognized and provide fast results to create an error-free system [1].

The following tasks were solved in this study:

1) investigated methods for solving the problem of processing scanned documents using OCR;

2) analyzed existing software solutions for processing scanned documents.

For further development of the work, it is proposed to develop software requirements, select software development tools, design and develop the software, and analyze the obtained results.

1. Mengist, W., Soromessa, T., Legese, G. (2020). Method for conducting systematic literature review and meta-analysis for environmental science research. *MethodsX*, 7, 100777.
2. Awel, M. A., Abidi, A. I. (2019). Review on optical character recognition. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 6(6), 3666-3669.
3. Optical Character Recognition (OCR): Definition & How To Guide. (2021). *Www.v7labs.com*. <https://www.v7labs.com/blog/ocr-guide>
4. Hegghammer, T. (2022). OCR with Tesseract, Amazon Textract, and Google Document AI: a benchmarking experiment. *Journal of Computational Social Science*, 5(1), 861-882.

M. Mamuta, M. Vasnetsov, V. Voytsekhovich, N. Kachalova, O. Mamuta,
A. Khodko, V. Khomenko, V. Pavlov

AUTOMATED CORRECTION OF OPTICAL SPECKLE-FIELD VISIBILITY WITH NEURAL NETWORKS

It's well known that speckle structure significantly degrades image quality and for some optical applications it's crucial. Of course, this effect can't be totally eliminated. But it can be damped.

So there is a speckle problem on the one hand. And on the other hand there is a global tendency to automatization. This paper proposes a solution.

Nowadays neural networks recommend themselves as a very perspective and rapidly developing tool for automatization. So they were used for this purpose.

Experiments were held with speckle pictures received with a commercial cw Nd:YVO₄ laser with BiB₃O₆ crystal and different types of neural networks.

As was shown in [1] laser light and resulting speckle picture can be tailored by the temperature and power. So according to [1], were taken the most stable values of temperature: 25°C and 40°C. Also different powers (in green light) were taken: 1 and 7 mWt. Examples of received speckle pictures are shown in Figure 1.

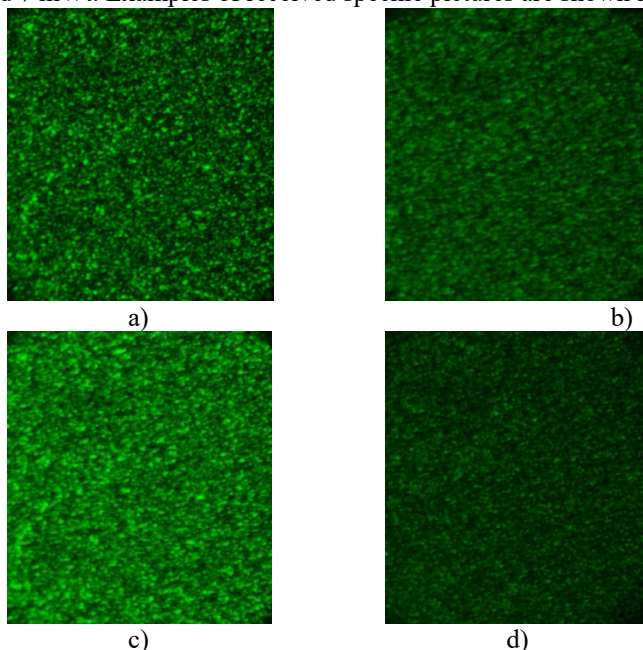


Figure 1 – Speckle pictures: a) power 1 mWt, temperature 25°C; b) power 1 mWt, temperature 40°C; c) power 7 mWt, temperature 25°C; d) power 7 mWt, temperature 40°C

For modeling were used the most promising neural networks according to [2]: VGG16 and InceptionV3.

Modeling was held in Google Colab. The classification was done for four classes according to the data in Figure 1. For this reason, the last layer in the model was changed – the number of neurons was set to 4.

Modeling has shown that in ten epochs accuracy on test data was 91,67% for neural network VGG16. For InceptionV3 the same accuracy was reached in 5 epochs. Additional training didn't give extra improvement.

As a result, higher accuracy values can be received with extra data and training. Moreover, this approach can be expanded on video sequences for optical speckle-field visibility correction.

The research was supported by the grant of the National Research Foundation of Ukraine 2022.01/0135.

1. Vasnetsov M., Voytsekhovich V., Ponevchinsky V., Kachalova N, Khodko A., Mamuta O., Pavlov V, Khomenko V. & Manicheva N. (2024). Optical Speckle-Field Visibility Diminishing by Reduction of a Temporal Coherence. *Informatyka, Automatyka, Pomiarzy w Gospodarce I Ochronie Srodowiska*, 1, 17-20. <http://doi.org/10.35784/iapgos.5495>
2. Mamuta M., Kravchenko I., Mamuta O. & Tuzhansky S. (2023). Evaluation of Image Classification for Transfer Learning in Convolutional Neural Networks. *Optoelectronic Information-Power Technjlogies*, 45 (1), 64-70. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2023-45-1-64-70>

Yu. Remyha, N. Pryimak, N. Trushkina

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS DIGITAL TOOL OF COMPANIES' MARKETING MANAGEMENT

Modern business conditions require the implementation of new digital methods, marketing technologies and information systems in the activities of enterprises of various sectoral orientations. The use of artificial intelligence is recognized as an important component of a marketing campaign, a necessary means of product promotion and an effective digital marketing tool [1-3]. This is due, first of all, to the fact that artificial intelligence allows marketers to provide better services to clients by increasing efficiency, effectiveness and optimizing interaction in the customer relationship management system [4].

Statistical data and materials from the results of surveys conducted by various international companies and centers confirm the importance and effectiveness of the use of artificial intelligence tools in marketing activities. Thus, according to the IBM Global AI Adoption Index 2022, 35% of companies have already started using artificial intelligence technologies in their business activities. Another 42% of enterprises are exploring opportunities for their further implementation.

A survey conducted by Authority Hacker found that 75.7% of marketers use artificial intelligence tools. At the same time, respondents pointed to an insufficient level of knowledge and a lack of time as the key obstacles preventing the successful use of artificial intelligence tools. However, 90% of marketers are confident in their ability to learn and adapt to new AI tools and technologies. According to Gartner's forecast, generative artificial intelligence will account for 10% of all generated data by 2025 (for comparison, this figure is only 1% today).

According to experts' estimates, the size of the global Artificial Intelligence market in the telecommunications sector will amount to 38.8 billion dollars in 2031 (in 2021 – 1.2 billion), that is, the annual growth rate will be 41.4%. The market capitalization of artificial intelligence in the production sphere is estimated at 2.3 billion dollars. It is forecasted to grow by 2027 at an average annual rate of 47.9% and reach a market capitalization of 16.3 billion dollars.

In order to optimize the processes of marketing activities of enterprises, it is advisable to use the following tools of artificial intelligence:

- formation of content plans and creation of unique posts;
- improvement of the brand's visual strategy;
- automation of social network management;
- launch and analytics of advertising campaigns (adjustment and automation of the process of creating digital advertising);
- competitor analysis and social monitoring;
- definition and analysis of the needs of the target audience;
- content management and search optimization (content is a decisive factor in a successful marketing model; applications based on artificial intelligence allow you to develop more effective content and attract the target audience);

- chatbots and data learning (an effective addition to digital marketing tools (according to FME, chatbots allowed the company to save 8 billion dollars in business costs in 2022);

- voice search and virtual assistants (according to PR Newswire, the number of voice purchases will increase 20 times by 2022 and reach 40 billion dollars);

- predictive analytics and sales forecasting;

- user interaction algorithm and personalization;

- a combination of artificial intelligence and AR (augmented reality) technologies.

Based on the above, the following conclusions can be reached. The transformational transformations taking place today in the markets and in the minds of consumers no longer allow the effective use of traditional tools and means of marketing activity. In this regard, many non-traditional methods of demand formation and product promotion have appeared in practice, one of which is digital marketing. At the same time, artificial intelligence technology helps to optimize and speed up the execution of marketing tasks, improving the quality of customer service and increasing conversion. According to Statista, approximately 30% of marketing and sales companies that implemented AI tools saw a 6-10% increase in profitability in 2020.

The advantages of artificial intelligence in the marketing activities of enterprises include the following: increased productivity (according to Gartner's estimate, 30% of manufacturers will implement artificial intelligence technology by 2027 to improve the efficiency of product development processes); personalization of content for customers (according to a survey of specialists in the US, 37% of advertising and marketing workers said that they use artificial intelligence to help with work tasks); increasing creativity; reduction of costs for organizing marketing activities (according to McKinsey estimates, it is possible to achieve a reduction in costs at the level of 8-15); increasing customer loyalty and satisfaction; improving interaction with users and understanding the needs of the audience; creation of unique competitive advantages.

The prospects for further scientific research are theoretical and methodological justification and the development of practical recommendations for improving the strategic management of marketing activities of enterprises using the tools of artificial intelligence and digital marketing.

1. Kashchena, N., Solokha, D., Trushkina, N., Potemkin, L., Mirkurbanova, R. (2019). Use of multiagent simulation modeling for predicting the sales of wholesale trade companies. *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 22(4), 483-488.
2. Remyha, Y., Zaiarniuk, O., Lozova, T., Trushkina, N., Yakushev, O., Korovin, Y. (2023). Energy-saving technologies for sustainable development of the maritime transport logistics market. *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*, 1126, 012037. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1126/1/012037>
3. Parasii-Verhunencko, I., Yurchyshyn, Ya., Bezverkhyi, K., Hryshchenko, N., Nazarova, K., Pryimak, N. (2023). Comparative analysis of the efficiency and complete use of the resource potential of commercial enterprises: methodological

aspects. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, 4(51), 245-260. <https://doi.org/10.55643/fcaptop.4.51.2023.4099>

4. Kwilinski, A., Trushkina, N., Birca, I., Shkrygun, Yu. (2023). Organizational and Economic Mechanism of the Customer Relationship Management under the Era of Digital Transformations. *E3S Web of Conferences*, 456, 05002. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202345605002>



НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ

«ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В НАУКОВИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ ТА ПРИКЛАДНИХ РОЗРОБКАХ»

Збірник матеріалів конференції

11 квітня 2024 р.

Use of Artificial Intelligence in Scientific Research and Applied Development : collection of materials of the scientific and practical conference, Kyiv, April, 2024, PIMEE of NAS of Ukraine. - 2024. – 89 p.

Використання штучного інтелекту в наукових дослідженнях та прикладних розробках : збірник матеріалів науково-практичної конференції, м. Київ, 11 квітня 2024 р., ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2024. – 89 с.