

УДК: 32:351:004.89(477)

DOI: <https://doi.org/10.53317/2786-4774-2025-2-3>

Можливі шляхи та перспективи застосування методів штучного інтелекту для аналізу й оцінювання ефективності державного управління в Україні

Олександр Дем'янчук,
доктор політичних наук,
доцент,
професор кафедри міжнародних відносин,
Національний університет
"Києво-Могилянська академія"

Oleksandr Demianchuk,
Doctor of Political Science,
Professor of the International Relations
Department,
National University of Kyiv-Mohyla Academy

ORCID: 0000-0003-1389-1714
demyanchuk@ukma.edu.ua

Олексій Олецький,
кандидат технічних наук,
доцент,
доцент кафедри мультимедійних систем,
Національний університет
"Києво-Могилянська академія"

Oleksiy Oletsky,
PhD in Technical Sciences,
Associate Professor, Multimedia Systems
Department,
National University of Kyiv-Mohyla Academy

ORCID: 0000-0002-0553-5915
oletsky@ukma.edu.ua

Анотація. У статті розглядаються перспективи застосування штучного інтелекту в державному управлінні, зокрема для оцінки управлінських рішень, а також обговорюються пов'язані з цим проблеми. Питання вдосконалення управління суспільним життям через розробку і здійснення процесів оцінювання ефективності державного управління набуло привабливих перспектив з появою й усе ширшим застосуванням інструментів штучного інтелекту. З одного боку, оцінка дій органів державного управління традиційними методами нерідко викривлюється внаслідок браку інформації, політичних чи інституційних упреждень або суб'єктивних підходів до процедури оцінювання, що може призвести до помилок в ухваленні управлінських рішень і погіршення якості управлінських послуг, що надаються суспільству. З іншого – стрімкий розвиток

нових інформаційних та аналітичних інструментів, пов'язаний з появою штучного інтелекту (ШІ), значною мірою залишається "екзотичною іграшкою", оскільки потребує не лише спеціальних методик застосування, але й розуміння суті самого об'єкта. І все ж, застосування ШІ стрімко поширюється в багатьох країнах, зокрема для вдосконалення процесів управління суспільним життям. У статті детально обговорюються основні моделі ШІ, що застосовуються нині в практиці вироблення й ухвалення управлінських рішень як із політологічного, так і з кібернетичного погляду. Якщо традиційно результат оцінювання визначається тим, хто саме проводить його (тобто, експерт "у політиці", "для політики" чи "про політику"),

то ми маємо усвідомити, що в кожному з цих трьох випадків актор оцінювання виступає з різними упередженнями, а отже, і різними критеріями оцінки. Водночас застосування ШІ дає змогу отримати більш-менш неупереджені результати, хоча і тут можливі деякі маніпуляції. В "кібернетичній" частині статті показано, що основні успіхи в застосуванні ШІ останнім часом пов'язані з використанням "великих мовних моделей" – LLM, в основі яких лежать нейронні мережі, що навчаються на величезних масивах даних. На деяких математичних прикладах показані особливості використання цих моделей і вигоди від цього.

Ключові слова: державне управління, оцінка ефективності, штучний інтелект, великі мовні моделі, імітаційне моделювання, нейронні мережі, аналіз ієрархій.

Possible Ways and Prospects of Implementing Artificial Intelligence Methods in the Analysis and Evaluation of Public Administration Efficiency in Ukraine

Abstract. This article discusses the perspectives of implementing Artificial Intellect technology into Public Administration, particularly to evaluate governing decisions. The issue of improving the social life governance via developing and implementing Public Administration efficiency evaluation gains good perspectives with the broadening application of the AI instruments. It is common that the performance of Public Administration evaluation by the traditional approaches happens to be distorted because of the lack of information, political or institutional biases or subjective approaches to the evaluation procedure. It may cause mistakes in governing decisions making and deteriorating the public services. At the same time fast development of the new informational and analytic instruments due to AI appearance remains to significant extent an "exotic toy" as it requires special methods of implementing as well as deep understanding the essence of AI itself. Nevertheless, AI implementation intensively expands among many countries, especially for improving the governments performances. Here we consider the basic models of AI that are used in the governmental decision-making practice both from the political and cybernetic points of view. Traditionally the evaluation process results significantly depend on who executes it (i.e., expert "in the policy", "for the policy" or "about the policy"), and we should take into account that in all three cases the evaluation actor performs on the basis of different restrictions and biases, hence of the different evaluation criteria. At the same time AI involvement may provide more or less unbiased results though some manipulations also may some mistakes take place. In the "cybernetic" paragraphs there is shown that the main success in using AI recently is caused by involvement of LLM based on neural networks which learn on enormous data bases. The features of using the models and their benefits are demonstrated on several examples.

Keywords: Public Administration, efficiency evaluation, Artificial Intellect, Large Language Models, simulation, neural networks, hierarchy analysis.

Постановка проблеми. Що складнішим стає суспільне життя, то складнішою стає і система його організації, його впорядкування, підтримання стабільності й передбачуваності наслідків діяльності. Держава як головний управлінський інститут суспільства виконує цілком природну й зрозумілу функцію – збереження самої себе шляхом створення умов суспільного життя, сприятливих (або хоча б прийнятних) для розвитку країни в соціальному, економічному, культурному та інших аспектах. Для цього політична система як провідна складова державного управління розробляє і встановлює правила поведінки громадян у різних галузях, упровадження яких покладається на виконавчу, а контроль за дотриманням цих правил – на судову гілку влади.

Питання оцінювання ефективності управління досить широко висвітлені у літературі. У міжнародному науковому середовищі можна знайти публікації науковців з Краківського університету економіки Ренати Очковської т. ін., норвезьких фахівців Кевіна Брауна і Сари Репуччі, що діють під егідою ПРООН, і багатьох інших. В Україні останніми роками в цій галузі активно працюють Я. Ващук, П. Матвієнко, О. Пікулик, Н. Васюк та інші.

Водночас стабільність і передбачуваність дій системи управління передбачає постійний чи періодичний контроль за їх якістю й ефективністю. Для оцінки та моніторингу управлінських рішень важливою є відповідь на такі ключові запитання:

1) Хто саме проводить моніторинг і оцінювання?

– сам орган, який ухвалював рішення (фактично – самооцінювання і самоконтроль);

– моніторинг і оцінювання здійснюється в рамках управлінської вертикалі (частково зовнішній контроль):

– моніторинг і оцінювання здійснюється з боку громадськості (повністю зовнішній контроль). Ці три підходи прийнято називати "у політиці", "для політики" і "про політику" (див. [Дем'янчук, 2008, 242-243]).

2) З якою метою проводиться моніторинг та оцінювання?

– з метою покращення комунікації, спрямованої на пояснення причин, а також можливих позитивних і негативних аспектів уже прийнятого рішення;

– реальний моніторинг та оцінка з метою виявлення причин успіху чи невдачі прийнятого рішення, а також уточнення можливих подальших кроків.

До аналізу слід залучати таку інформацію:

– мета;

– індикатори (прямі й непрямі), які свідчать про те, в якій мірі досягається мета;

– відомі закономірності (можливо, гіпотетичні), які описують процеси, що відбуваються в суспільстві;

– наявні засоби для досягнення мети.

Формулювання мети управлінських рішень – це в типовому випадку складне завдання. В демократичному суспільстві очевидною є мета збільшення добробуту громадян та/або зростання ВВП, хоча при цьому так чи інакше

виникає проблема економного використання ресурсів, а також балансу між споживанням та інвестиціями.

Необхідно усвідомлювати, що, аналізуючи державне управління та його ефективності, слід враховувати не тільки економічні фактори. На межі XX та XXI століть для оцінки державного управління набула популярності концепція Good Governance [What is Good ..., 2009; 12 Principles of ..., n.d.; Дем'янчук, 2015]. Вона, за різними класифікаціями, містить від 6 до 12 критеріїв, таких як участь громадян (*participation*), верховенство права (*rule of law*), орієнтація на консенсус (*consensus oriented*), інклюзивність (*inclusiveness*), результативність та ефективність (*effectiveness and efficiency*), підзвітність (*accountability*), прозорість (*transparency*), оперативне реагування (*responsiveness*).

Показник, який характеризує економічну й соціальну ефективність державного управління, не можна розглядати в суто економічному сенсі – просто як перевищення доходів над витратами. Суто економічний принцип має бути доповнений соціальними затратами й вигодами, тобто, управлінські рішення й дії повинні давати позитивний ефект у різних галузях суспільного життя, а не лише в економіці [Дем'янчук, 2015]. До цього слід додати, що вирішення соціальних питань, і взагалі – підвищення ролі задоволеності громадян справляє очевидний позитивний вплив і на економічні показники, і навпаки.

Н. Подольчак і Н. Хім у своїй статті [Подольчак та Хім, 2020] дали перелік міжнародних загальноприйнятих показників оцінювання роботи державної служби, що налічує 13 позицій. О. Пікулик і Н. Власюк [Пікулик та Власюк, 2023, с. 94, 96] детально розглянули основні підходи до оцінювання ефективності діяльності органів державного управління, вказуючи на необхідність упровадження в систему управління "принципів партнерства, рівноправності, кооперації та конструктивності діалогу держави і суспільства" і зазначили, що "в загальновизнаному розумінні критерій є засобом судження, певною кількісною чи якісною характеристикою, на базі якої відбувається оцінка конкретного процесу чи явища...". Тобто, процес оцінювання повинен бути максимально об'єктивізованим з усуненням з нього можливого впливу індивідуальних чи групових інтересів та упереджень, адже інтереси осіб, які приймають рішення, можуть не збігатися з інтересами всього суспільства, в суспільстві можуть бути різні групи з різними інтересами тощо, а отже, суб'єктивний підхід може помітно спотворити оцінку ефективності роботи державного управління.

Інструментом, який може суттєво зменшити ризики суб'єктивних оцінок і упереджень, є застосування штучного інтелекту, що вже здійснюється в багатьох країнах світу.

Загальна характеристика проблеми застосування штучного інтелекту в державному управлінні

Потреба у все більшій автоматизації всіх видів діяльності, пов'язаної з державним управлінням, не викликає сумнівів. У цьому контексті все більшу

роль відіграє використання можливостей штучного інтелекту (скорочено ШІ, або загальноприйнята сьогодні англійська аббревіатура AI – *Artificial Intelligence*), які можуть застосовуватися як для підготовки та прийняття управлінських рішень, так і для їх оцінки, а також для оцінки інституцій, які приймали відповідні рішення. Розвиток ШІ, очевидно, остаточно вийшов зі сфери суто теоретичних досліджень та увійшов на рівень, коли можна і треба говорити про його практичне застосування, зокрема, для державного управління.

Але проблема є досить складною та неоднозначною. Її необхідно розглядати як мінімум з двох точок зору:

- теоретичного погляду на систему державного управління в кібернетичному аспекті; тут на перший план, очевидно, виходять формалізовані моделі, а також математичні постановки завдань в рамках цих моделей і алгоритми їх вирішення;
- існуючих апробованих практик, міжнародного досвіду і т. ін., що змушує говорити про особливості прямого їх застосування, виявлення недоліків і підсилення позитивного ефекту.

Другий підхід, незважаючи на його органічну евристичну природу, стає все більш домінуючим та інвазивним, особливо з урахуванням того, що теоретичний підхід не повністю виправдав пов'язані з ним сподівання через об'єктивну складність проблеми. І все ж, практика без теорії сліпа, і на існуючі теоретичні підходи потрібно зважати.

До цього слід зазначити, що широка громадськість зазвичай має досить спрощене уявлення про саму суть штучного інтелекту, люди часто уявляють його або в надто звуженому, або в дещо розширеному сенсі. Значну роль у цих спрощених уявленнях відіграло висвітлення цієї теми в засобах масової інформації, часто не дуже кваліфіковане, а інколи і зовсім некваліфіковане.

Істина полягає в тому, що сучасні успіхи в галузі ШІ в основному пов'язуються з нейронними мережами і особливо – з так званими великими мовними моделями (LLM) – такими, як *ChatGPT*, *Gemini* т. ін. Часом люди розуміють під ШІ тільки ті засоби, що надають відповідний API¹ (платний або безплатний), за яким можна до них звертатися та отримувати відповіді. Але таке розуміння є звуженим, в ШІ існують і інші напрями з досить давньою історією [Russell & Norwig, 2021, Глибовець та Олецький, 2002]. Зокрема, LLM, в основі яких лежать нейронні мережі, що навчаються на величезних масивах даних, поєднують це з роботою зі знаннями, логічним виведенням та іншими більш традиційними й класичними напрямками.

З іншого боку, штучний інтелект часто розуміється в розширеному сенсі, і мало не будь-яка автоматизація інколи оголошується штучним інтелектом. Це теж неправильно, але питання не є однозначним. Різниця між простою автоматизацією та штучним інтелектом є досить чіткою, коли йдеться про обчислювальні задачі або звичайну обробку даних (OLTP-транзакції чи

¹API (*Application Programming Interface*) – інструмент, що дає змогу користувачу працювати з певним програмним продуктом.

навіть OLAP, який можна пов'язати з бізнес-аналітикою) – але вона помітно розмивається, коли мова заходить про алгоритмічне прийняття рішень, особливо в умовах нечітких формулювань, експертного оцінювання тощо.

Огляд і аналіз міжнародного досвіду впровадження ШІ в державному управлінні

Вивчення міжнародного досвіду впровадження штучного інтелекту в державному управлінні – це складне і багатогранне питання. Очевидними є деякі загальні тенденції, спільні для всіх країн, але в різних країнах вони проявляються по-різному.

Існує рейтинг готовності країн до впровадження штучного інтелекту (AI Preparedness Index) [AI Preparedness Index ..., 2024] від Міжнародного валютного фонду. Рейтинг враховує чотири основні критерії:

- цифрова інфраструктура;
- інновації та інтеграція;
- людський капітал та політики стосовно ринку праці;
- регуляторні та етичні аспекти.

У 2024 році за загальним рейтингом перші місця посідають Сінгапур (0,8), Данія (0,78), США та Нідерланди (0,77). Як і слід було очікувати, загалом у 2023-драйвери, тобто рушійні сили, зацікавлені в розвитку та впровадженні засобів ШІ;

- суспільно-економічний вплив;
- матеріальну базу, технологічну основу.

Очевидно, у впровадженні засобів ШІ зацікавлені розробники самих цих засобів, а також розробники різноманітних програмних засобів, які їх використовують ці засоби. Очевидно, зараз з провідними компаніями, які захопили лідерство в розробці LLM (*Open AI*, *Google* та ін.), конкурувати важко. Але створити засоби, які їх використовують, цілком під силу багатьом.

Рушійними силами, зацікавленими у впровадженні ШІ, можуть бути державні інституції та громадські організації. Тут важливо розрізняти:

- чи інтерес пов'язаний зі збереженням поточного стану речей;
- чи інтерес пов'язаний зі зміцненням демократії.

Слід зазначити, що збереження поточного стану не еквівалентно ні посиленню демократії, ні її послабленню. Скажімо, в розвинених демократичних суспільствах поточний стан полягає в можливості постійної зміни влади зі збереженням основ суспільного ладу. Водночас в авторитарних країнах збереження поточного стану має полягати в консервації панівної ролі окремих партій та/або соціальних груп. Звичайно, навіть у демократичних або формально демократичних країнах можуть проявлятися тенденції, спрямовані на закріплення влади певних осіб, партій і т. д.

У звіті OECD (Organisation for Economic Co-operation and Development. *Governing with AI*) [Ubaldi & Zapata, 2024] зазначається, що використання ШІ в державному управлінні має позитивно впливати на:

- підвищення продуктивності за рахунок більш ефективних внутрішніх операцій та публічних політик;
- розробку публічних політик та надання публічних сервісів задля збільшення інклюзивності та чутливості до змін потреб громадян;
- посилення відповідальності урядів шляхом збільшення відкритості та прозорості в їх функціонуванні.

Зазначається також, що потенціал ШІ ще використано далеко не повністю.

У контексті оцінювання ефективності державного управління в [Ubaldi & Zapata, 2024] згадується досвід Бельгії, де кілька сотень урядових установ підключені до платформи *GoVocal* (раніше *-CitizenLab*), яка надає засоби з акумуляції та обробки зворотного зв'язку від громадян. *CitizenLab* (перейменований на *GoVocal*) – це стартап, який базується в Бельгії. Позиціонується як платформа, спрямована на посилення е-participation, тобто на двосторонній зв'язок між громадськістю та урядовими установами, і відповідно – на посилення ролі громадськості у прийнятті управлінських рішень [*Go Vocal ...*, n.d.; *Citizen Lab...*, n.d.].

Естонський проєкт *Bürokratt* спрямований на створення і підтримку цифрових асистентів, які можуть допомогти громадянам у спілкуванні з публічними та інформаційними сервісами [*Virtuaalne abiline ...*, n.d.; *The vision of ...*, n.d.; *Estonia's Bürokratt ...*, 2023]. По суті, в основі проєкту лежить мережа інтелектуальних чат-ботів (*KrattAI*), які взаємодіють між собою.

Французька система *Albert* [*Artificial Intelligence ...*, n.d.] на основі LLM та генеративного штучного інтелекту спрямована на допомогу урядовцям і чиновникам у відповідях на питання, які часто ставлять; як приклад в [*French government ...*, 2024] згадується про її використання податковою службою. Інший приклад, який наводиться – прогнозування лісових пожеж.

Інший французький проєкт (*Mon Assistant Parquet*) спрямований на підтримку прийняття рішень під час розгляді судових справ [*Mon Assistant ...*, n.d.].

У Швеції розроблена модель AI, призначена для сортування вхідної електронної пошти [Ubaldi & Zapata, 2024].

Фінський проєкт *AuroraAI* спрямований на виявлення сервісів, надто складних для користувачів та на людино-центричну оптимізацію та персоналізацію сервісів [Ubaldi & Zapata, 2024; *Aurora AI ...*, 2025].

Слід звернути увагу на досвід застосування ШІ для контролю шахрайств, антикорупційного контролю (Іспанія, Франція, Бразилія та ін.) [Ubaldi & Zapata, 2024]. Наприклад, у Бразилії General Controllershship of the Union створила систему Analyzer of Biddings, Contracts and Notices (Alice), яка збирає інформацію про процеси, що відбуваються, та розпізнає підозрілі паттерни й відхилення від норми. Аналогічні спроби робляться і в інших країнах, зокрема в Україні (система *Prozorro*).

На окрему увагу заслуговують питання, пов'язані з виробленням і розвитком стратегій та політик щодо використання AI в державному й публічному секторі.

В [Ubaldi & Zapata, 2024] наводяться основні питання, на які зазвичай звертають увагу під час розробки таких стратегій:

- власне розвиток та імплементація засобів AI;
- впровадження ефективних механізмів участі та залучення;
- впровадження стійких механізмів управління даними;
- забезпечення надійності систем AI; використання належних метрик і засобів для контролю цих систем;
- забезпечення відповідальності під час впровадження систем AI.

У цьому контексті в багатьох країнах міністерства і відомства наділені додатковими повноваженнями щодо контролю за впровадженням і використанням AI. Створюються спеціальні офіси, серед них в Європейському Союзі (European AI Office, European Artificial Intelligence Board, European Centre for Algorithmic Transparency (ECAT)) та/або в окремих країнах (в [Ubaldi & Zapata, 2024] згадується Іспанія). Ухвалюються відповідні закони і директиви. В Австралії та Великобританії створені спеціальні парламентські комітети.

Важливо звернути увагу на можливості, пов'язані з децентралізацією. Зокрема, в США федеральні агентства зобов'язані призначати осіб, відповідальних за впровадження і використання AI в цих агентствах.

Значна увага приділяється питанням відкритості та прозорості. Наприклад, у США публічні інституції зобов'язані щороку публікувати дані щодо прикладів використання AI [Ubaldi & Zapata, 2024].

У цьому контексті слід згадати про досвід Сінгапуру, де прийнята комплексна Національна стратегія розвитку ШІ. В основі лежить ідея консенсусу між урядом, індустрією та громадянами, а також добровільної або квазірегуляції на основі стандартів та аудиту. Самі регулятори виступили основною рушійною силою. Створюється відповідна екосистема, а також фреймворк для розвитку та оцінки впровадження AI (*AI Verify*) [Allen et al., 2025; *AI Verify Testing ...*, n.d.].

Аналогічно, можна згадати про *AI Playbook for the UK Government* (Великобританія) [*AI Playbook ...*, 2025].

Є низка цікавих ініціатив та проєктів, спрямованих на автоматизацію окремих видів діяльності за допомогою AI. Наприклад, в ОАЕ збираються за допомогою AI автоматизувати написання законів, а також досліджувати вплив нормативно-правової бази на економіку та суспільно-політичне життя [*Перша країна у світі ...*, 2025].

Взагалі, аналіз новин, а також постів у соцмережах в усьому світі свідчить про розширення магістральних тенденцій застосування AI. Тут серед найбільш типових завдань, які можуть бути корисними для аналізу результатів державного управління, можна зазначити:

- сентимент-аналіз, тобто оцінювання тону посту, настрою його автора тощо;
- розпізнавання патернів, що лежать в основі постів у соцмережах; зокрема задля виявлення маніпуляцій або загроз (серед них навіть кримінального або терористичного характеру).

Сьогодні для цього дедалі активніше застосовуються великі мовні моделі (LLM), але непогано зарекомендували себе і більш класичні методи розпізнавання на основі наївного байєсівського класифікатора [Дедков, 2018, Russell & Norwig, 2021].

Набуває поширення й зворотне завдання: зростає рівень використання ШІ та LLM для журналістики, зокрема для генерації постів у соцмережах [Nah, 2023, Huang et al., 2023].

Помітною проблемою стають побоювання про те, що AI може замінити працівників певних професій, унаслідок чого ті можуть втратити роботу. Ці побоювання висловлюються вже давно. Зокрема, в одному зі свіжих інтерв'ю генерального директора *Perplexity* Аравінда Шрініваса йдеться про те, що вже через 6–12 місяців штучний інтелект зможе повністю замінити офісних помічників та рекрутерів [*Працюватимуть ще максимум ...*, 2025]. *Perplexity* планує запустити новий браузер *Comet* з інтегрованими функціями штучного інтелекту – зокрема, збору даних, генерації електронних листів тощо. Очевидно, подібні тенденції можуть стосуватися і державних службовців.

Але є всі підстави вважати, що такі побоювання, з одного боку, не зовсім безпідставні, а з іншого – суттєво перебільшені. Багато експертів зазначають, що недостатньо продумані спроби заощадити кошти на впровадження ШІ часто обертаються значними втратами, а також необхідністю додатково наймати експертів для виправлення зроблених помилок. Тут можна уявити собі різні сценарії, наприклад:

- внаслідок недосконалих або просто неправильних відповідей ШІ приймаються неправильні або принаймні явно неоптимальні рішення;
- силами громадськості або опозиції в суспільстві виникає і поширюється думка про те, що відповіді на звернення громадян генеруються штучним інтелектом, що може свідчити як про неповагу до громадян, так і про те, що значну частину урядовців та бюрократичного апарату можна спокійно скоротити без шкоди для суспільства;
- з часом взагалі будуть втрачатися навички якісного письма і деградувати навички писемності взагалі;
- і все ж, рано чи пізно в суспільстві укорінюється думка про те, що подібні негативні явища неминучі, і про те, що суспільство повинно йти на певні ризики заради підвищення ефективності – так само, як укорінилася думка про те, що хоч автомобілі і зумовлюють ризик дорожньо-транспортних пригод з неприємними наслідками – але ж без автомобілів жити неможливо.

Існують більш конструктивні моделі взаємодії працівників, зокрема офісних працівників та управлінців зі штучним інтелектом. Зокрема, в [Lardi, 2025] стверджується, що ШІ повинен не замінювати людей, а доповнювати їхні можливості, і буде збільшуватися попит на спеціальності, що потребують достатньо високої кваліфікації, та на спеціалістів, що матимуть таку кваліфікацію.

Слід також зазначити, що застосування ШІ для оцінки управлінських рішень повинно значною мірою враховувати специфіку предметних галузей, в яких ці рішення приймаються.

Отже, під час вивчення та творчої імплементації міжнародного досвіду щодо застосування ШІ для прийняття та оцінювання управлінських рішень необхідно враховувати специфіку України з огляду на історичну ретроспективу, реальний соціально-економічний стан, а також специфіку воєнного часу.

Загальна характеристика механізмів ухвалення управлінських рішень із загальнокібернетичного погляду

Система державного управління, як і будь-яка інша достатньо складна й безперечно інтелектуальна система керування, може бути охарактеризована з загальнокібернетичного погляду. Зокрема, таку систему в певному наближенні можна охарактеризувати в рамках деякого теоретично нескінченного циклу, на кожній ітерації якого виконуються такі функції [Глибовець та Олецький, 2002; Dunn, 2018]: аналіз ситуації, планування дій, спрямованих на досягнення певної мети, прийняття та реалізація рішень. Унаслідок реалізації рішення виникає інша ситуація, і цикл повторюється.

Повноцінне дослідження соціально-економічних і політичних процесів має спиратися як на суто математичні методи, так і на методики, характерні для прикладної математики та *Computer Science* – серед них методи і засоби штучного інтелекту, які нині стрімко розвиваються та знаходять все більш широке практичне застосування. Можна виокремити такі напрямки [Russell & Norwig, 2021; Глибовець та Олецький, 2002]:

- класичні математичні методи – перш за все методи дослідження операцій, особливо методи теорії ігор;
- імітаційне моделювання; у моделюванні соціально-економічних процесів виокремився напрям, відомий як соціальне моделювання;
- традиційні методи інтелектуального аналізу даних (цей напрям також відомий як *Data Mining*);
- методи, пов'язані з застосуванням нейронних мереж та великих мовних моделей (LLM).

З класичними підходами пов'язана низка органічних проблем, зокрема:

- критерії часто мають не кількісний, а оціночний характер; про ті чи інші критерії інколи можна судити на основі вимірюваних індикаторів, але цей зв'язок далеко не завжди має однозначний і безсумнівний характер (як класичний приклад можна навести сумнівні спроби оцінювання якості й продуктивності наукової роботи на основі кількісних наукометричних індикаторів); часто доводиться мати справу з неточно визначеними поняттями, оціночними судженнями і т. п.; зокрема, багато наведених вище критеріїв розвитку не мають достатньо чіткого характеру, і для них важко підібрати надійні вимірювані індикатори; для кількісного аналізу таких критеріїв може виявитися корисним залучати апарат теорії нечітких множин;

- проблема оптимальності за Парето: дуже часто неможливо покращити один критерій без погіршення деяких інших критеріїв, або невідомо, як це зробити (наприклад, будівництво заводу, що призводить до економічного виграшу, водночас погіршує екологію); інший аспект проблеми – часто неможливо покращити становище одних гравців без погіршення становища інших; один з найбільш відомих підходів полягає в переході від багатокритеріальної оптимізації до однокритеріальної на основі згортки (зваженої суми) оцінок за критеріями, але існує проблема раціонального вибору вагових коефіцієнтів, які відображають ступені важливості критеріїв [Dunn, 2018];

- навіть якщо Парето-оптимального стану в принципі можна досягти, він часто не є рівноважним за Нешем і тому є нестійким (це означає, що від рішення, вигідного для суспільства в цілому, окремі актори можуть відхилитися у вигідний для себе бік);

- проблема локального оптимуму: покращення можливе в певній перспективі, але будь-який крок у відповідному напрямі призводить до погіршення; що, в свою чергу, може спровокувати зростання суспільного невдоволення, особливо якщо значна частина суспільства не є достатньо далекоглядною;

- навпаки, тимчасові покращення можуть призвести до значного погіршення ситуації в перспективі (останні два фактори можна пов'язати з проблемою популізму);

- наслідки прийняття управлінських рішень у достатньо складних ситуаціях, як правило, не є детермінованими, тобто той чи інший наслідок може настати або не настати з певною ймовірністю [Straussman, 1990].

Перспективні напрями застосування класичних методів штучного інтелекту в державному управлінні

Поряд з класичними методами дослідження операцій, серед них оптимізації та теорії ігор, доцільним видається застосування методів роботи з недостовірною та нечіткою інформацією, оскільки під час аналізу рішень саме з такою інформацією найчастіше доводиться мати справу. Слід звернути увагу на експертні методики порівняльного аналізу варіантів, перш за все – попарні порівняння та метод аналізу ієрархій [Saaty, 1980; Brunelli, 2015; Koczkodaj et al., 2016]. Розвиваються спеціальні методики для порівняльного аналізу ефективності окремих інституцій, наприклад, модифікований DEA-алгоритм [Guan et al., 2022]. Очевидно, необхідним є застосування методів інтелектуального аналізу даних (*Data Mining*) – наприклад, з'ясування причин успіху чи невдачі певного рішення та/або зміни громадської думки на основі байєсівського аналізу [Дедков, 2018]), пошук закономірностей та прогноз на цій основі (регресійний аналіз, дерева рішень і т.п.). Перспективним є застосування методів машинного навчання, тут особливу увагу слід звернути на навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) [Sutton & Barto, 2018].

Останнім часом магістральний напрям розвитку штучного інтелекту пов'язується з нейронними мережами, які дозволили суттєво покращити методи вирішення низки важливих практичних завдань. Але цей стрімкий розвиток спричинив іншу проблему, суть якої можна охарактеризувати так. Часто буває, що нейронна мережа розв'язує завдання, але не може пояснити цей розв'язок. У зв'язку з цим сформувався та розвивається сучасний напрям, який отримав назву *Explainable AI* (XAI), спрямований на пояснення відповідей, що даються системами ШІ, та на підвищення довіри до них [Gilpin et al., 2018; Dwivedi et al., 2023].

Великі мовні моделі

Особливу увагу слід звернути на так звані великі мовні моделі (LLM), побудовані на основі спеціальних типів нейронних мереж – такі як *ChatGPT* або *Gemini* [Balasubramaniam et al., 2024]. Вони набувають все більшої популярності та знаходять дедалі ширші застосування. Дуже перспективним видається використання LLM для моніторингу та оцінки управлінських рішень – зокрема тих, які пов'язані з державним управлінням. Може йтися про застосування LLM як для підготовки та прийняття рішень, так і для їх оцінки, а також для оцінки інституцій, які приймали відповідні рішення.

Але можливості LLM поки що досить обмежені, і з їх практичним застосуванням пов'язана низка органічних проблем, зокрема [Balasubramaniam et al., 2024, Khan, 2024]:

- навряд чи на сучасному етапі можна говорити про те, що LLM здатні створювати нові знання. Принаймні у переважній більшості випадків відповіді LLM (якщо вони правильні) перебувають на такому рівні, що такий текст цілком міг би згенерувати спеціаліст з заданої предметної галузі, можливо, з використанням пошукових систем і фактчекінгу. Але слід враховувати і те, що спеціаліст, можливо, витратить на це більше часу і може про щось забути; ця проблема, коли спеціаліст щось знає, але забув сказати, гостро постає в різних контекстах. Що стосується автоматизації, то вона особливо проявляється на етапі проектування програмних комплексів, а також під час створення експертних систем [Jackson, 1998];

- LLM схильні реагувати на перший запит давати досить загальну відповідь, і лише в ході діалогу можна досягти тих чи інших уточнень і більшої цілеспрямованості;

- LLM часто дає неправильні відповіді та може щось "домислювати", ця проблема відома як проблема галюцинацій [Balasubramaniam et al., 2024]; в одному з діалогів *ChatGPT* дав неправильну відповідь навіть на запитання, "скільки може тривати найкоротша шахова партія", і виправив помилку лише після кількох прямих повідомлень про те, що відповідь хибна. Ймовірно, LLM може бути навчена давати правильні відповіді на ті чи інші конкретні запитання, але загальна проблема залишається;

– попередня проблема суттєво посилюється за спроби отримати інформацію про конкретну людину (особливо якщо ця людина не є достатньо відомою) або конкретну організацію. У таких випадках LLM може не мати доступу до фактичної інформації, але "домислює" невідомі їй факти;

– на сучасному етапі LLM надто старається «догодити співрозмовнику», і в процесі prompting'у це далеко не завжди є позитивом. В одному з діалогів після відповіді на запитання "чому дорівнює $2+2$ " (правильної) застосовувалися такі механізми, як висловлення сумніву або послаблення аргументів, які давав ChatGPT. Урешті-решт, це призвело до відповідей на кшталт того, що " $2+2=4$ " сприймається людьми "як культурний мем" або " $2+2=4$ – це не лише математика. Це також і епістемологія, і політика, і антропологія". Ймовірно, якщо уявити собі, що хтось не знає правильної відповіді на питання, то він має сприймати подібні фрази з помітною скепичністю та/або недовірою до самого факту про те, що $2+2=4$;

– цей фактор ще більше посилюється, якщо саме собою питання є неоднозначним та/або щодо нього існують або можуть існувати різні точки зору і т. п. У таких випадках LLM намагається дати зважену відповідь та перелічити аргументи за і проти. Це стосується навіть таких (очевидно провокаційних) завдань, коли ChatGPT просять поєднати такі суперечливі твердження, як "грабувати – це погано, оскільки це суперечить праву, моралі та релігійним настановам" та "грабувати – це добре. Це як у тваринному світі: хижаки поїдають слабких, і загальна пристосованість популяції підвищується". Очевидно, у таких випадках шляхом тих самих маніпуляцій (пряме або непряме висловлення сумніву, послаблення аргументації, цілеспрямований підбір аналогій і т.п.) можна переконати LLM стати на одну з точок зору; інколи його можна про це просто попросити;

– відповіді LLM можуть залежати від того, як сформульоване запитання і навіть від того, якою мовою воно було поставлене;

– LLM прагне до політичної коректності і згадує про так звані табуйовані твердження (про які воліють не говорити вголос) лише тоді, коли про це більш-менш явно попросити (як приклад можна навести діалог, коли ставилося запитання, як уникнути старості).

Водночас LLM – це реальність, яку не можна ігнорувати. Навпаки, такі моделі треба ефективно використовувати – зокрема, в державному управлінні.

GOFAI та LLM – старі та нові підходи

У [Lardi, 2025] стверджується, що поява LLM ознаменувала певний вододіл у технологіях використання штучного інтелекту. Те, що було раніше, характеризується як GOFAI (*Good Old-Fashioned Artificial Intelligence*). Характерним було програмування типових інтелектуальних алгоритмів насамперед для роботи з наявними даними, або ж використання стандартних бібліотек, в яких ці алгоритми вже були запрограмовані; як мова програмування здебільшого використовується Python.

Серед типових застосувань GOFAI можна відмітити:

- прогнозування на основі виявлення типових закономірностей у даних (регресійний аналіз, класифікація, а також більш розвинені методики *Data Mining* – такі як дерева рішень);
- надання рекомендацій (системи підтримки прийняття рішень, експертні системи, значного розвитку набули рекомендаційні системи);
- розпізнавання та аналіз зображень;
- інтелектуальна автоматизація (*intelligent automation*) – мовиться, зокрема, про комбінування можливостей AI, робототехніки, IoT.

Звичайно, з появою LLM всі ці напрями залишаються актуальними, але LLM пропонує нові підходи та вносить нові акценти. Зокрема, в [Lardi, 2025] відмічені такі органічні для LLM напрями:

- генерація контенту (*content generation*);
- креативний дизайн (*creative design*);
- інтелектуальні помічники (*intelligent assistants*).

Очевидно, на основі LLM можуть бути побудовані деякі рамкові інструменти, які інтегрують традиційні підходи та доповнюють їх новими можливостями. Зокрема, LLM "з коробки" непогано справляються з традиційними завданнями аналізу даних, а також можуть писати відповідний програмний код (щоправда, не завжди без проблем).

Розглянемо також напрямок, пов'язаний з експертними системами.

- Експертні системи набули значного поширення в 60-ті-послідовне уточнення відповідей LLM;
- контроль надійності, в тому числі на основі зіставлення відповідей, що даються LLM, із заздалегідь відомими або такими, які можуть бути отримані іншим способом; у цьому контексті слід згадати про:
 - висунення та перевірка гіпотез щодо причин тієї чи іншої реакції громадян на урядові рішення – зокрема під час моніторингу соцмереж.

Ось простий приклад такого сценарію:

- *Розкажи, що ти думаєш про подію X*
- *"Відповідь ChatGPT"*
- *А в якій мірі подію X можна пов'язати з іншою подією Y?*

Звернення до LLM за цим сценарієм легко генерувати вручну або навіть певною мірою автоматизувати. Цей сценарій показує досить непогані результати для аналізу останніх подій та для висвітлення цих подій у соціальних мережах. При цьому *ChatGPT* може дати навіть кількісні міри правдоподібності за різними критеріями. В цьому контексті цікавим видається дослідження того, яким чином ці міри правдоподібності корелюють з тими, які могли б бути отримані на основі тих чи інших математичних методів, зокрема методів роботи з недостовірними і нечіткими твердженнями.

Інший напрям, спрямований на підвищення якості *prompting*, можна пов'язати з фактором табу, тобто подій, явищ, концепцій, про які багато хто знає, але з тих чи інших міркувань воліють про них не згадувати. Відомо, що

фактор табу впливає на прийняття багатьох управлінських рішень, наприклад, за такою формалізованою схемою:

1) Якщо присутня умова А, потрібно приймати рішення В.

2) Якщо присутня умова С, то рішення В не можна приймати, навіть якщо є умова А (або навіть особливо якщо А).

Фактично А присутня, і всі про це знають. Але і С присутня, проте з політичних, етичних та інших міркувань про це ніхто не хоче говорити (тобто С – це табу). В парламенті обговорюється рішення В. Його захисники апелюють до А, хоча про С вони теж знають. Опоненти не можуть апелювати до факту С, і врешті-решт, рішення В ухвалюється.

У випадку обґрунтованих підозр щодо фактору табу теж можна запропонувати низку можливих сценаріїв. Наведемо один з найпростіших сценаріїв, але він теж непогано працює.

– Розкажи про А

– "Відповідь LLM (політкоректна, з обходом табу) "

– А ось кажуть, що певне явище ще пов'язано з С (С – табу або близьке до нього)

– "Оновлена, більш розгорнута відповідь"

Побудова та аналіз подібних сценаріїв prompting – це досить важлива і непроста тема, яка заслуговує на окремий розгляд.

У разі практичного застосування LLM дуже великого значення набувають процедури фактчекінгу та верифікації, інакше легко припуститися помилок з огляду на помітну ймовірність "галюцинацій" з боку LLM.

Наведемо один характерний приклад. ChatGPT отримав завдання сформулювати перелік лідерів громадської думки в галузі освіти; початковий перелік бачився порівняно адекватно. Але коли ставилося запитання "А як же Х", де Х – деяке вигадане прізвище, ChatGPT спокійно додавав Х до переліку і вигадував його заслуги. Верифікація могла полягати в тому, щоб попросити ChatGPT навести публікації Х (тут ChatGPT повідомив, що не може цього зробити).

Деякі підходи до prompting описані, зокрема, в [Khan, 2024]. Перспективним видається створення і розвиток деякого систематизованого каталогу методів prompting.

Підходи до побудови публічних сервісів на основі LLM з розширеною функціональністю

На нашу думку, в основі інтелектуалізованих публічних сервісів мають лежати сучасні великі мовні моделі (LLM), але з адаптацією до потреб конкретної інституції з наданням широкого доступу як до власних інформаційних ресурсів організації, так і до відкритих даних, а також з поєднанням можливостей LLM з іншими, більш традиційними методами, серед них і більш традиційними методами штучного інтелекту. Останнє, очевидно, збільшить інтерпретованість результатів та міру довіри до них.

Очевидно, для роботи з актуальними даними LLM має отримати доступ до них. На нашу думку, методика застосування ШІ, зокрема LLM в управлінських сервісах має полягати в доповненні базових засобів, які надаються великими мовними моделями через відкриті або платні API, додатковими можливостями, адаптованими до потреб конкретного органу управління. При цьому важливо спиратися на конкретну інформацію, яка може бути отримана або з інформаційної системи організації, яка зберігається в корпоративних базах даних, або з публічних, зокрема з відкритих джерел даних. У цьому контексті часто говорять про RAG (*Retrieval Augmented Generation*) – підхід, який дає змогу підвищити точність і якість відповідей, що генеруються LLM, на основі поєднання з технологіями інформаційного пошуку в зовнішніх джерелах [Martineau, 2023; Gao et al., 2024; Gupta et al., 2024]. Існують засоби інтеграції LLM та RAG, зокрема в рамках хмарних сервісів, подібних до AWS, хоча що в більш-менш простих ситуаціях можна обійтися і без них.

На найбільш загальному рівні можна говорити про створення публічних сервісів у середовищі WWW, з такими основними компонентами:

- інтерфейсні засоби для звернення до LLM, які надають відповідні сервіси – як графічні, так і на основі заданих API;
- засоби для звернення до самого сервера з боку користувачів, якими можуть бути співробітники інституції, яка ухвалює та моніторить рішення, представники контролюючих інституцій, що здійснюють контроль, представники громадських організацій, а також інші громадяни;
- джерела інформації (наприклад, бази даних у рамках власної інформаційної системи); засоби, які забезпечують LLM надійний доступ до цих даних, а також до релевантних джерел відкритих даних;
- архів запитань і відповідей;
- засоби генерації цілеспрямованих запитів, зокрема, на основі заздалегідь підготовлених сценаріїв;
- засоби інтерпретації та аналізу відповідей, що даються LLM; тут перспективними видаються напрями, спрямовані на розпізнавання патернів або на сентимент-аналіз; можна безпосередньо попросити LLM провести аналіз певного посту або коментаря з соцмереж;
- зіставлення з іншими методами – як класичними методами дослідження операцій, зокрема, оптимізації або теорії ігор, так і з іншими апробованими методиками штучного інтелекту в контексті інтелектуального аналізу даних (*Data Mining*);
- оцінка ступеня довіри до висновків, які даються LLM; тут йдеться як про традиційне тестування та контроль (чи відповідають результати заздалегідь відомим правильним результатам), так і числові оцінки міри надійності;
- додаткове навчання, зокрема, на основі застосування методів навчання з підкріпленням [Sutton & Barto, 2018];
- застосування моделей і методів імітаційного моделювання.

Подібні методики можна застосовувати і для посилення можливостей уже існуючих систем. Зокрема, в Україні уже протягом тривалого часу функціонує сервіс, який дозволяє подавати петиції. Очевидно, LLM могли б взяти на себе попередній аналіз цих петицій.

Застосування "м'яких" методик експертного оцінювання

Якщо обмежуватися традиційними методами, то в найближчій перспективі досить реалістичним підходом до оцінювання управлінських рішень та їх наслідків видається "м'яке" експертне оцінювання з урахуванням того, що критерії оцінки мають розмитий характер, а часто їх і взагалі неможливо формалізувати, а також того, що міри важливості цих критеріїв можуть розставлятися дуже по-різному, і у різних соціальних груп та різних індивідуумів можуть бути свої думки про міри важливості критеріїв. Тут видається перспективним застосування попарних порівнянь та методу аналізу ієрархій, можливо, в комбінації з великими мовними моделями, які могли б проводити попередній аналіз.

З математичної точки зору можна говорити про наступну, хоч і дещо спрощену, постановку завдання. Управлінські рішення мають прийматися так, щоб унаслідок їх ухвалення та реалізації здійснювався перехід від поточної ситуації (стану) до деякого іншого стану з кращими значеннями тих чи інших критеріїв. В ідеалі мала би бути така умова: якщо в поточному стану $x^{(1)}$ зі значеннями критеріїв $(f_1(x^{(1)}), \dots, f_K(x^{(1)}))$ (тут K – кількість критеріїв) ухвалюється деяке управлінське рішення, то має виникнути нова ситуація $x^{(2)}$ зі значеннями критеріїв $(f_1(x^{(2)}), \dots, f_K(x^{(2)}))$ так, щоб $f_k(x^{(2)}) \geq f_k(x^{(1)}) \quad \forall k = \overline{1, K}$ і хоча б для одного з критеріїв вказана нерівність була точною. Але, як зазначалося раніше, часто неможливо покращити значення одних критеріїв, не погіршивши при цьому значення деяких інших критеріїв.

Наведемо приклад, який ілюструє можливість оцінки рішення за багатьма критеріями. Цей приклад також ілюструє, наскільки критичними є міри важливості критеріїв з погляду суспільної оцінки прийнятого управлінського рішення.

Уряд деякої країни інвестує в будівництво заводу, який має почати працювати через рік. Унаслідок цього:

- помітно погіршується екологія;
- доходи населення та соціальні витрати спочатку зменшуються, але в перспективі очікується суттєвий економічний вигравш, коли розпочнеться виробництво та продаж нової продукції, і люди про це знають.
- Проведемо аналіз на основі класичного дворівневого методу аналізу ієрархій за такою схемою [Brunelli, 2015, Koczkodaj et al., 2016]:
- експертним шляхом або на основі опитувань отримати матриці попарних порівнянь $P^{(k)}$ між новою та попередньою ситуаціями за кожним k -м критерієм;

– отримати вектори оцінок нової ситуації порівняно з попередньою $a^{(k)} = (a_1^{(k)}, a_2^{(k)})$ за кожним з критеріїв, тут $a_1^{(k)}$ – оцінка нової ситуації, $a_2^{(k)}$ – оцінка попередньої ситуації; кожний вектор $a^{(k)}$ обчислюється як перронів (нормалізований головний власний вектор) відповідної матриці попарних порівнянь $\Pi^{(k)}$;

– експертним шляхом або на основі опитувань отримати матрицю попарних порівнянь між критеріями L ;

– отримати вектор мір важливостей критеріїв : як перронів вектор матриці L ;

– отримати комбінований вектор оцінок : нової та попередньої ситуацій за формулою:

$$v_i = \sum_{k=1}^K \lambda_k a_i^{(k)}, i \in \{1,2\}$$

Змістовно співвідношення $v_1 > v_2$ означає, що експерти та/або суспільство оцінюють нову ситуацію, яка утворилася внаслідок прийняття рішення як покращення порівняно з попередньою ситуацією, і тоді це означає суспільне схвалення прийнятого рішення. Навпаки, ситуація $v_1 < v_2$ означає погіршення ситуації та суспільне несхвалення.

Існують більш гнучкі та розвинені схеми аналізу на цій основі, але приклад має дуже ілюстративний характер.

Повернемося до прикладу. Маємо $K=2$, тобто два критерії:

- економічні показники;
- стан довкілля.

Побудуємо матриці попарних порівнянь за кожним з критеріїв [Choo & Wedley, 2004]. Змістовно порівнюється нова ситуація (перший рядок матриць) з тією, яка була до реалізації ухваленого рішення. Існують різні підходи до того, які шкали мають використовуватися для побудови таких матриць та міркування щодо використання цих шкал для тих чи інших прикладних задач [Balasubramaniam et al., 2024], але для наших цілей достатньо стандартної шкали Сааті (1 – рівнозначність, 2, 3 – слабка перевага, 4, 5 – помірна перевага і т.д.).

Унаслідок будівництва заводу відбувається певне покращення економічних показників, але помітно погіршується екологія. Ми можемо побудувати наступні матриці попарних порівнянь:

- за критерієм економічного виграшу:

$$\Pi^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix}$$

- за критерієм екології:

$$\Pi^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{3} \\ 3 & 1 \end{pmatrix}$$

Відповідні вектори оцінок за критеріями мають вигляд:

$$a^{(1)} = (0.75, 0.25)$$

$$a^{(2)} = (0.25, 0.75)$$

Як і слід було очікувати, прийняте рішення про будівництво заводу оцінюється громадськістю позитивно з економічної точки зору, але негативно – з екологічної. Загальна оцінка залежить від того, якому критерію надається пріоритет.

Нехай матриця попарних порівнянь між критеріями має вигляд (незначна перевага надається економічному критерію):

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0.5 & 1 \end{pmatrix}$$

Тоді вектор вагових коефіцієнтів критеріїв має вигляд:

$$\lambda = (0.6667 \ 0.3333)$$

а вектор оцінок, зважених за обома критеріями – $v = (0.5833 \ 0.4167)$

Ми отримали, що $v_1 > v_2$, і змістовно це означає, що ухвалене рішення скоріше схвалюється громадськістю, ніж не схвалюється.

Якщо ж, навпаки, перевагу має екологічний критерій, ситуація зміниться. Тоді матриця попарних порівнянь між критеріями матиме вигляд

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0.5 & 1 \end{pmatrix}$$

і результуючий вектор оцінок, зважений за обома критеріями дорівнюватиме

$$v = (0.4167 \ 0.5833)$$

Тепер рішення про будівництво заводу скоріше не схвалюється.

У зв'язку з цим слід звернути увагу на дві важливі обставини.

По-перше, громадське схвалення чи несхвалення урядових та/або управлінських рішень так чи інакше може впливати на електоральні симпатії виборців і, врешті-решт, на результати виборів. Якщо уявити собі ситуацію, що результат виборів визначався б громадською думкою з цього окремого питання, то такої переваги було б достатньо для перемоги тієї чи іншої політичної сили. Звичайно, на результат виборів впливає багато факторів, але загальний принцип у своїй основі залишається. Наведений приклад ілюструє, який вплив різне ставлення тих чи інших верств суспільства до критеріїв оцінювання урядових рішень може мати на електоральні настрої, особливо у Парето-оптимальній ситуації, коли покращення за одними критеріями неминуче призводить до погіршення за іншими критеріями. До цього варто додати тенденцію, яка може простежуватися в розвинених демократичних суспільствах, коли незначні покращення сприймаються як щось належне, а у разі погіршення за

певними критеріями відповідні рішення потрапляють під вогонь критики. Деяке обговорення цих питань можна знайти в [Oletsky, 2021; Dosyn & Oletsky, 2024].

По-друге, існують певні закономірності, на основі яких можна зробити обґрунтовані припущення про ставлення суспільства до тих чи інших критеріїв оцінювання. У нашому прикладі можна припустити, що у країнах з невисоким рівнем розвитку громадського суспільства та/або невисоким рівнем доходів більшу вагу матимуть економічні фактори. Навпаки, в іншому випадку, ймовірно, громадськість буде більше уваги звертати на екологію, сталий розвиток, інклюзивність та інші критерії неекономічного характеру.

Висновки та перспективи подальших досліджень

З проведеного аналізу проблеми застосування штучного інтелекту до оцінювання системи державного управління можна дійти першого висновку, що має йтися про створення відповідних публічних сервісів. На нашу думку, в основі цих сервісів мають лежати сучасні великі мовні моделі (LLM), але з адаптацією до потреб конкретної інституції, з наданням широкого доступу як до власних інформаційних ресурсів організації, так і до відкритих даних, зокрема на основі RAG, а також з поєднанням можливостей LLM з іншими, більш традиційними методами, зокрема і більш традиційними методами штучного інтелекту. Останнє, очевидно, збільшить інтерпретованість результатів та міру довіри до них.

На початковому етапі дуже перспективним видається поєднання можливостей LLM з методами експертного оцінювання, зокрема на основі попарних порівнянь та аналізу ієрархій. Ми бачили, що методики на основі цих підходів можна розвивати і без LLM – але видається, що їх інтеграція з LLM дасть змогу створити рамковий інструмент, який міг би органічно поєднати потужність великих мовних моделей, власне математичних методів аналізу експертних оцінок, з силою людського інтелекту.

LLM, зокрема, самі могли б виступати в ролі експертів та давати порівняльні оцінки суспільно-економічного стану, а також критеріїв, за якими цей стан оцінювати. Ці оцінки можуть бути й кількісними, особливо після деякого попереднього навчання. В цьому контексті LLM могли б здійснювати моніторинг інформаційних джерел та соцмереж задля виявлення закономірностей та факторів, які впливають на суспільну оцінку ситуацій та критеріїв, а також аналіз інформаційних впливів з урахуванням відомих моделей таких впливів [Vosoughi et al., 2018, Aref & Tran, 2020]. Тут важливо враховувати також міру авторитетності та/або компетентності автора (чи це писав експерт у зазначеній галузі, лідер громадської думки чи хтось інший; при цьому не слід виключати і можливу упередженість та/або необ'єктивність автора). Сучасні LLM часто звертають увагу на пов'язані з цим моменти, коли їм повідомляють про те, хто є автором.

Приклад, наведений у статті, показує прості можливості порівняння ситуації, що існувала до ухвалення рішення, з ситуацією після ухвалення. Але

такий підхід можна суттєво підсилити. Можна оцінювати (позитивно, негативно або нейтрально) не тільки ситуацію, яка фактично склалася, але й порівнювати цю ситуацію з тією, яка могла б скластися у разі ідеального розвитку подій, або з тією, якої могло б очікувати суспільство і т. д. Потрібно також розвивати методики, які дозволяли б враховувати перспективу (скажімо, громадськість схвалює або толерує тимчасові програші за тими чи іншими критеріями заради вигащів у майбутньому) з використанням відповідних коефіцієнтів дисконтування.

Широкі можливості використання ШІ для оцінки ефективності державного управління пов'язані із застосуванням агенто-орієнтованого імітаційного моделювання, яке б максимально повно враховувало поведінкові аспекти. У зв'язку з цим слід згадати про концепцію цифрових двійників (*digital twins*), яка зараз набуває значної популярності [Wu et al., 2023, Олецкий та Івохін, 2021]. Концепція цифрового двійника – це, по суті, розвиток концепції імітаційної моделі, але підсилює її на основі більш повноцінного доступу до реальних даних, а також повноцінних засобів вимірювання, контролю та моніторингу. Ця концепція досить часто згадується в контексті Internet of Things та Industry 4.0. Очевидно, про цифрові двійники частіше говорять у контексті високотехнологічних промислових виробництв. Але застосування концепції цифрових двійників до моделювання та аналізу державного управління теж видається дуже багатообіцяючим.

Тут може виникати низка перспективних підходів. Зокрема, якщо йдеться про ухвалення рішень та оцінку їх наслідків (зокрема про згаданий вище підхід на основі методу аналізу ієрархій), можна говорити про порівняння фактично ухваленого рішення з тим, яке було б ухвалено більшістю голосів на загальному референдумі. Зрозуміло, що проведення референдуму з кожного окремого питання є абсолютно неможливим у реальному житті – але цілком реально у разі моделювання на основі цифрового двійника.

Для такого моделювання, очевидно, слід говорити про застосування поведінкових агенто-орієнтованих моделей прийняття рішень. Зокрема, в [Dosyn & Oletsky, 2024; Олецкий та Івохін, 2021; Олецкий та ін., 2023] розвивається підхід на основі моделі "стан-ймовірність дії", орієнтованої на недетерміноване байєсівське прийняття рішень з урахуванням багатьох факторів, що впливають на рішення, і того, що ставлення індивідуумів до цих факторів може змінюватися, а також інтеграції цієї моделі з підходами, характерними для методу аналізу ієрархій. У [Олецкий та Івохін, 2021] обговорювалися питання про застосування цієї моделі до моделювання результатів виборів – і більш загально – та прийняття рішень більшістю голосів, а також про моделювання змін електоральних настроїв виборців як деякого випадкового марковського процесу, можливо, неоднорідного (зазначимо, що неоднорідні марковські процеси на сучасному етапі взагалі досліджені недостатньо). Цей напрям заслуговує на подальший розвиток.

Перспективною видається можливість застосування ШІ для оцінки наслідків прийняття рішень за виділеними критеріями, для оцінювання гіпотез щодо причин тих чи інших наслідків, а також для імітаційного моделювання процесів прийняття рішень та оцінки результатів. Заслугує на увагу напрям, пов'язаний зі створенням онтологій (формалізованих описів предметних галузей, наявних у них сутностей, властивостей і зв'язків між ними), з якими могли б ефективно працювати великі мовні моделі та цифрові двійники управлінських інституцій, можливо, побудовані на основі LLM.

Бібліографічні посилання

- Глибовець, М. М., & Олецький, О. В. (2002). *Штучний інтелект. Підручник для студентів вищих навчальних закладів, що навчаються за спеціальностями "Комп'ютерні науки" та "Прикладна математика"*. Київ: Видавничий дім "КМ Академія".
- Дем'янчук, О. (2008). *Державна політика і державне управління: політологічні аспекти*. Київ: "Факт".
- Дем'янчук, О. (2015). Політичні перспективи досягнення Good Governance в Україні. *Віче*, 22, 10–15.
- Дєдков, В. С. (2018). *Байєсівський підхід для розв'язання задач інвестування за умов стохастичної невизначеності (Магістерська дисертація)*. КПІ ім. Ігоря Сікорського Київ. <https://ela.kpi.ua/items/94199b55-b1bc-4aad-a447-36b6d6a6f248>
- Олецький, О. В., & Івохін, Є. В. (2021). Формалізація процедури формування динамічної рівноваги альтернатив у багатоагентному середовищі у процесах прийняття рішень більшістю голосів. *Кібернетика та системний аналіз*, 57(1), 55–66. <https://doi.org/10.1007/s10559-021-00328-y>
- Олецький, О. В., Франчук, І. О., & Гуминський, В. В. (2023). Про підхід до формування дворівневої моделі "стан – ймовірність дії" на основі попарних порівнянь та методу аналізу ієрархій. *Наукові записки НаУКМА. Комп'ютерні науки*, 6, 4–10. <https://doi.org/10.18523/2617-3808.2023.6.4-10>
- Перша країна у світі зібралася писати закони за допомогою ШІ. (2025, Квітень 21). META. <https://meta.ua/uk/news/world/4p11nj9hd7uh-persha-krayina-u-sviti-zibralasya-pisati-zakoni-za-dopomogoyu-shi/>
- Пікулик, О. І., & Власюк, Н. І. (2023). Основні підходи до оцінювання ефективності діяльності органів державного управління. *Вчені записки ТНУ ім. В. І. Вернадського. Серія: Публічне управління та адміністрування*, 34(73)(1), 93–100.
- Подольчак, Н. Ю., & Хім, Н. К. (2020). Міжнародні інтегральні показники оцінки ефективності роботи державних службовців у країнах ЄС. *Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія "Проблеми економіки та управління"*, 2(8), 59–70.
- Працюватимуть ще максимум рік: представники двох професій можуть втратити роботу через ШІ. (2025, Вересень 3). Today.UA. <https://today.ua/481861-pracyuvatimut-she-maksimum-rik-predstavniki-dvoh-profesij-mozhut-vtratiti-robotu-cherez-shi/>

- 12 Principles of Good Democratic Governance*. (n.d.). Center of Expertise for Multilevel Governance. <https://www.coe.int/en/web/centre-of-expertise-for-multilevel-governance/12-principles>
- AI Playbook for the UK Government*. (2025). Government Digital Service https://assets.publishing.service.gov.uk/media/67aca2f7e400ae62338324bd/AI_Playbook_for_the_UK_Government__12_02_.pdf
- AI Preparedness Index*. (2024). International Monetary Fund. https://www.imf.org/external/datamapper/AI_PI@AIPI/ADVEC/EME/LIC
- AI Verify Testing Framework*. (n.d.). AI Verify Foundation: <https://aiverifyfoundation.sg/what-is-ai-verify/>
- Allen, J. G., Loo, J., & Campoverde, J. L. (2025). Governing intelligence: Singapore's evolving AI governance framework. *Cambridge Forum on AI: Law and Governance*, 1, e12, 1–20. <https://doi.org/10.1017/cfl.2024.12>
- Aref A., & Tran, T. (2020). An integrated trust establishment model for the internet of agents. *Knowledge and Information Systems*, 62, 79–105.
- Artificial Intelligence Marketing – Albert*. (n.d.). albert.ai. <https://albert.ai/>
- Aurora AI*. (2025). OECD. <https://oecd.ai/en/dashboards/policy-initiatives/aurora-ai-6862>
- Balasubramaniam, S., Kadry, S., Prasanth, A., & Dhanaraj, R. K. (Eds.). (2024). *Generative AI and LLMs. Natural language processing and generative adversarial networks*. Walter de Gruyter GmbH & Co KG.
- Brunelli, M. (2015). *Introduction to the Analytic Hierarchy Process*. Cham: Springer.
- Choo, E., & Wedley, W. (2004). A Common Framework for Deriving Preference Values from Pairwise Comparison Matrices. *Computers & Operations Research*, 31(6), 893–908.
- Citizen Lab*. (n.d.). European Commission. <https://cop-demos.jrc.ec.europa.eu/citizen-engagement-organisations/citizenlab>
- Dosyn, D., & Oletsky, O. (2024). An approach to modeling elections in bipartisan democracies on the base of the "state-probability of action" model. *CEUR Workshop Proceedings*, 3723, 74–85
- Dunn, W. N. (2018). *Public Policy Analysis: An Integrated Approach*. Routledge (6th ed.). NY: Routledge.
- Dwivedi, R., Dave, D., Naik, H., Singhal, S., Omer, R., Pankesh, P., Qian, B., Wen, Z., Shah, T., Morgan, G., & Ranjan, R. (2023). Explainable AI (XAI): Core ideas, techniques, and solutions. *ACM Computing Surveys*, 55(9), 1–33.
- Estonia's Bürokratt, a concept of how state could operate in the age of artificial intelligence, again in UNESCO's global list of top AI projects*. (2023). Invest in Estonia. <https://investinestonia.com/estonias-burokratt-is-a-concept-of-how-state-could-operate-in-the-age-of-artificial-intelligence/>
- French government will use AI to modernize public services*. (2024, April 23). RFI. <https://www.rfi.fr/en/france/20240423-french-government-will-use-ai-to-modernise-public-services>
- Gao, Y., Xiong, Y., Gao, X., Jia, K., Pan, J., Bi, Y., Dai, Y., Sun, J., Wang, M., & Wang, H. (2024). Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey. Retrieved from arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.10997>

- Gilpin, L. H., Bau, D., Yuan, B. Z., Bajwa, A., Specter, M., & Kagal, L. (2018). Explaining Explanations: An Overview of Interpretability of Machine Learning. In *2018 IEEE 5th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)* (pp. 80–89). The Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- Go Vocal – Online Community Engagement Platform for Governments. (n.d.). Go Vocal. <https://www.govocal.com/>
- Guan, Q., Zou, S., Liu, H. & Chen, Q. (2022). Performance Evaluation Method of Public Administration Department Based on Improved DEA Algorithm. *Cognitive-Inspired Semantic Representation and Analytics for Multimedia Data*. <https://doi.org/10.1155/2022/2338680>
- Gupta, S., Ranjan, R., & Singh, S. N. (2024). A Comprehensive Survey of Retrieval-Augmented Generation (RAG): Evolution, Current Landscape and Future Directions. Retrieved from *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.12837>
- Huang, K., Wang, Y., Zhu, F., Chen, X., & Xing, Ch. (Eds). (2023). *Beyond AI. ChatGPT, Web 3 and the Business Landscape of Tomorrow*. Switzerland: Springer.
- Jackson, P. (1998). *Introduction to Expert Systems*. Addison-Wesley.
- Jones, D., Snider, C., Nassehi, A., Yon, J., & Hicks, B. (2020). Characterising the Digital Twin: A systematic literature review. *CIRP journal of manufacturing science and technology*, 29, 36–52. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2020.02.002>
- Khan, I. (2024). *The quick guide to prompt engineering: Generative AI tips and tricks for ChatGPT, Bard, Dall-E, and Midjourney*. John Wiley & Sons.
- Koczkodaj, W., Mikhailov, L., Redlarski, G., Soltys, M., Szybowski, J., Tamazian, G., Wajch, E., & Yuen, K. K. F. (2016). Important Facts and Observations about *Pairwise Comparisons*, *Fundamenta Informaticae*, 144(3–4), 1–17. <https://doi.org/10.3233/FI-2016-1336>
- Lardi, K. (2025). *Artificial Intelligence for Business*. London: Kogan Page.
- Martineau, K. (2023). What is retrieval-augmented generation? *IBM*. <https://research.ibm.com/blog/retrieval-augmented-generation-RAG>
- Mon assistant parquet* (n.d.). *beta.gouv.fr*. <https://beta.gouv.fr/startups/investigation-cour-d-appel-de-paris.html>
- Nah, S. (Ed.). (2023). *Research Handbook on Artificial Intelligence and Communication*. Edward Elgar Publishing.
- Oletsky, O. (2021). Exploring Dynamic Equilibrium Of Alternatives On The Base Of Rectangular Stochastic Matrices. In *CEUR Workshop Proceedings 2917* (p. 151–160). <http://ceur-ws.org/Vol-2917/>
- Russell, S., & Norwig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson Education, Inc.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw Hill.
- Straussman, J. D. (1990). *Public Administration* (2nd ed.). Longman.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction. Second Edition*. London: MIT Press.
- The vision of Bürokratt*. (n.d.). Republic of Estonia. Information System Authority. <https://www.ria.ee/en/state-information-system/personal-services/burokratt>

- Ubaldi, B.-C., & Zapata, R. (2024, June 13). Governing with Artificial Intelligence. Are governments ready? *OECD Artificial Intelligence Papers*, 20. https://www.oecd.org/en/publications/governing-with-artificial-intelligence_26324bc2-en.html
- Virtuaalne abiline Bürokratt*. (n.d.). Kratid. <https://www.kratid.ee/burokratt>
- Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*, 359, 1146–1151.
- What is Good Governance?* (2009). United Nations Economic and Social Commission for Asia and the Pacific. <http://www.unescap.org/sites/default/files/good-governance.pdf>
- Wu, H., Ji, P., Ma, H., & Xing, L. (2023). A comprehensive review of digital twin from the perspective of total process: Data, models, networks and applications. *Sensors*, 23(19), 8306. <https://doi.org/10.3390/s23198306>

References

- 12 Principles of Good Democratic Governance*. (n.d.). Center of Expertise for Multilevel Governance. <https://www.coe.int/en/web/centre-of-expertise-for-multilevel-governance/12-principles>
- AI Playbook for the UK Government*. (2025). Government Digital Service https://assets.publishing.service.gov.uk/media/67aca2f7e400ae62338324bd/AI_Playbook_for_the_UK_Government__12_02_.pdf
- AI Preparedness Index*. (2024). International Monetary Fund. https://www.imf.org/external/datamapper/AI_PI@AIPI/ADVEC/EME/LIC
- AI Verify Testing Framework*. (n.d.). AI Verify Foundation: <https://aiverifyfoundation.sg/what-is-ai-verify/>
- Allen, J. G., Loo, J., & Campoverde, J. L. (2025). Governing intelligence: Singapore's evolving AI governance framework. *Cambridge Forum on AI: Law and Governance*, 1, e12, 1–20. <https://doi.org/10.1017/cfl.2024.12>
- Aref A., & Tran, T. (2020). An integrated trust establishment model for the internet of agents. *Knowledge and Information Systems*, 62, 79–105.
- Artificial Intelligence Marketing – Albert*. (n.d.). albert.ai. <https://albert.ai/>
- Aurora AI*. (2025). OECD. <https://oecd.ai/en/dashboards/policy-initiatives/aurora-ai-6862>
- Balasubramaniam, S., Kadry, S., Prasanth, A., & Dhanaraj, R. K. (Eds.). (2024). *Generative AI and LLMs. Natural language processing and generative adversarial networks*. Walter de Gruyter GmbH & Co KG.
- Brunelli, M. (2015). *Introduction to the Analytic Hierarchy Process*. Cham: Springer.
- Choo, E., & Wedley, W. (2004). A Common Framework for Deriving Preference Values from Pairwise Comparison Matrices. *Computers & Operations Research*, 31(6), 893–908.
- Citizen Lab*. (n.d.). European Commission. <https://cop-demos.jrc.ec.europa.eu/citizen-engagement-organisations/citizenlab>
- Demianchuk, O. (2008). *Derzhavna polityka I derzhavne upravlinnia: politologichni aspekty* [Public Policy and Public Administration: Political Aspects]. Kyiv: "Fact" [in Ukrainian]..

- Demianchuk, O. (2015). Politychni ptrcpektyvy dosiagnennia Good Governance in Ukraine. [Political perspectives to reach Good Governance in Ukraine]. *Viche*, 22, 10–15 [in Ukrainian].
- Diedkov, V. S. (2018). *Bayesivskyi pidkhid dlia rozviazannia zadach investuvannia stokhastychnoi nevyznachenosti (Mahisters'ka dysertatsiia)* [Bayesian approach to solving tasks on investment in case of stochastic uncertainty (Master's degree dissertation)]. KPI im. Ihoria Sikors'koho Kyiv. <https://ela.kpi.ua/items/94199b55-b1bc-4aad-a447-36b6d6a6f248> [in Ukrainian].
- Dosyn, D., & Oletsky, O. (2024). An approach to modeling elections in bipartisan democracies on the base of the "state-probability of action" model. *CEUR Workshop Proceedings*, 3723, 74–85 [in Ukrainian].
- Dunn, W. N. (2018). *Public Policy Analysis: An Integrated Approach*. Routledge (6th ed.). NY: Routledge.
- Dwivedi, R., Dave, D., Naik, H., Singhal, S., Omer, R., Pankesh, P., Qian, B., Wen, Z., Shah, T., Morgan, G., & Ranjan, R. (2023). Explainable AI (XAI): Core ideas, techniques, and solutions. *ACM Computing Surveys*, 55(9), 1–33.
- Estonia's Bürokratt, a concept of how state could operate in the age of artificial intelligence, again in UNESCO's global list of top AI projects. (2023). Invest in Estonia. <https://investinestonia.com/estonias-burokratt-is-a-concept-of-how-state-could-operate-in-the-age-of-artificial-intelligence/>
- French government will use AI to modernize public services. (2024, April 23). RFI. <https://www.rfi.fr/en/france/20240423-french-government-will-use-ai-to-modernise-public-services>
- Gao, Y., Xiong, Y., Gao, X., Jia, K., Pan, J., Bi, Y., Dai, Y., Sun, J., Wang, M., & Wang, H. (2024). Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey. Retrieved from arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.10997>
- Gilpin, L. H., Bau, D., Yuan, B. Z., Bajwa, A., Specter, M., & Kagal, L. (2018). Explaining Explanations: An Overview of Interpretability of Machine Learning. In *2018 IEEE 5th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)* (p. 80–89). The Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- Go Vocal – Online Community Engagement Platform for Governments. (n.d.). Go Vocal. <https://www.govocal.com/>
- Guan, Q., Zou, S., Liu, H. & Chen, Q. (2022). Performance Evaluation Method of Public Administration Department Based on Improved DEA Algorithm. *Cognitive-Inspired Semantic Representation and Analytics for Multimedia Data*. <https://doi.org/10.1155/2022/2338680>
- Gupta, S., Ranjan, R., & Singh, S. N. (2024). A Comprehensive Survey of Retrieval-Augmented Generation (RAG): Evolution, Current Landscape and Future Directions. Retrieved from arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.12837>
- Hlybovets, M. M., & Oletsky, O. V. (2002). *Shtuchnyi intelekt. Pidruchnyk dlia studentiv vischykh navchalnykh zakladiv, scho navchayutsia za spetsialnostiamy "Kompiuterni nauky" ta "Prykladna matematyka"* [Artificial Intellect. Manual for the students of "Computer Science" and "Applied Mathematics" majors]. Kyiv: Publishing House "KM Academia" [in Ukrainian].

- Huang, K., Wang, Y., Zhu, F., Chen, X., & Xing, Ch. (Eds). (2023). *Beyond AI. ChatGPT, Web 3 and the Business Landscape of Tomorrow*. Switzerland: Springer.
- Jackson, P. (1998). *Introduction to Expert Systems*. Addison-Wesley.
- Jones, D., Snider, C., Nassehi, A., Yon, J., & Hicks, B. (2020). Characterising the Digital Twin: A systematic literature review. *CIRP journal of manufacturing science and technology*, 29, 36–52. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2020.02.002>
- Khan, I. (2024). *The quick guide to prompt engineering: Generative AI tips and tricks for ChatGPT, Bard, Dall-E, and Midjourney*. John Wiley & Sons.
- Koczkodaj, W., Mikhailov, L., Redlarski, G., Soltys, M., Szybowski, J., Tamazian, G., Wajch, E., & Yuen, K. K. F. (2016). Important Facts and Observations about *Pairwise Comparisons*, *Fundamenta Informaticae*, 144(3–4), 1–17. <https://doi.org/10.3233/FI-2016-1336>
- Lardi, K. (2025). *Artificial Intelligence for Business*. London: Kogan Page.
- Martineau, K. (2023). What is retrieval-augmented generation? IBM. <https://research.ibm.com/blog/retrieval-augmented-generation-RAG>
- Mon assistant parquet* (n.d.). beta.gouv.fr. <https://beta.gouv.fr/startups/investigation-court-d-appel-de-paris.html>
- Nah, S. (Ed.). (2023). *Research Handbook on Artificial Intelligence and Communication*. Edward Elgar Publishing.
- Oletsky, O. (2021). Exploring Dynamic Equilibrium Of Alternatives On The Base Of Rectangular Stochastic Matrices. In *CEUR Workshop Proceedings 2917* (p. 151–160). <http://ceur-ws.org/Vol-2917/>
- Oletsky, O. V., & Ivokhin, Ye. V. Formalizatsiya procedury formuvannia dynamichnoyi rivnovahy alternatyv u bahatoahentnomu seredovischi u procesakh pryiniattia rishen bilshistiu holosiv [Formalization of the procedure of alternatives dynamic equilibrium forming in multiagent environment at making decisions by the majority]. *Kibernetyka ta systemnyi analiz*, 57(1), 55–66. <https://doi.org/10.1007/s10559-021-00328-y> [in Ukrainian].
- Oletsky, O. V., Franchuk, I. O., & Huminsky, V. V. (2023). Pro pidkhid do formuvannia dvorivnevoi modeli "stan-imovirnist dii" na osnovi poparnykh porivnian ta metodu ierarkhiy [On the approach to building two-level model "state-action probability" based on pair comparison and hierarchy analysis] *Naukovi zapysky NaUKMA, Komp'iuterni nauky*, 6, 4-10. <https://doi.org/10.18523/2617-3808.2023.6.4-10> [in Ukrainian].
- Pratsiuvatymut' sche maksimum rik: predstavnyky dvokh profesiy mozhut' vtratyty robotu cherez Shi* [Maximum one year of employment: representatives of two professions may loose their job because of AI]. (2025, Veresen 3). Today.UA: <https://today.ua/481861-pracyuvatimut-she-maksimum-rik-predstavniki-dvoh-profesij-mozhut-vtratiti-robotu-cherez-shi/> [in Ukrainian].
- Russell, S., & Norwig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson Education, Inc.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw Hill.
- Straussman, J. D. (1990). *Public Administration* (2nd ed.). Longman.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction. Second Edition*. London: MIT Press.

- The vision of Bürokratt*. (n.d.). Republic of Estonia. Information System Authority. <https://www.ria.ee/en/state-information-system/personal-services/burokratt>
- Ubaldi, B.-C., & Zapata, R. (2024, June 13). Governing with Artificial Intelligence. Are governments ready? *OECD Artificial Intelligence Papers*, 20. https://www.oecd.org/en/publications/governing-with-artificial-intelligence_26324bc2-en.html
- Virtuaalne abiline Bürokratt*. (n.d.). Kratid. <https://www.kratid.ee/burokratt>
- Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*, 359, 1146–1151.
- What is Good Governance?* (2009). United Nations Economic and Social Commission for Asia and the Pacific. <http://www.unescap.org/sites/default/files/good-governance.pdf>
- Wu, H., Ji, P., Ma, H., & Xing, L. (2023). A comprehensive review of digital twin from the perspective of total process: Data, models, networks and applications. *Sensors*, 23(19), 8306. <https://doi.org/10.3390/s23198306>