



ЕКОНОМІКА В УМОВАХ СУЧАСНИХ ТРАНСФОРМАЦІЙ

ECONOMY UNDER
MODERN TRANSFORMATIONS

<https://doi.org/10.15407/economyukr.2025.03.003>

УДК 336.14:330.46:352/354:004.91

JEL: H72, H73, H74, C10, C11, C41, C53, L86

Є.В. КОТУХ, д-р наук з державного управління, канд. техн. наук, доц.,
професор кафедри кібербезпеки
Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»
пр-т Дмитра Яворницького, 19, 49005, Дніпро, Україна
e-mail: yevgenkotukh@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4997-620X>

М.В. РЯБОКІНЬ, канд. екон. наук, доц., проректор з навчально-методичної роботи
Київський інститут бізнесу та технологій
пров. Зоряний, 1/5, 04078, Київ, Україна
e-mail: marina.riabokin@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6724-9498>

О.В. БЛЮМА, директор ПП «Інформаційно-аналітичний центр комп'ютерних
фінансових технологій «Фінтех-Черкаси»»
вул. Героїв Дніпра, 45, 18021, Черкаси, Україна
e-mail: aleksey.blyuma@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1725-064X>

О.М. ДЕНИСЮК, аспірант кафедри комп'ютерної інженерії
Відкритий міжнародний університет розвитку людини «УКРАЇНА»
вул. Львівська, 23, 03115, Київ, Україна
e-mail: saszk@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4814-5121>

ЕКОНОМІЧНИЙ ПОТЕНЦІАЛ ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСАМИ МІСЦЕВИХ ГРОМАД В УКРАЇНІ

Проаналізовано економічний потенціал штучного інтелекту в управлінні публічними фінансами і можливості застосування великих мовних моделей (LLM) з пошуково-доповненою генерацією (RAG). Розглянуто локальні LLM і RAG-рішення,

Ц и т у в а н н я: Котух, Є., Рябокін, М., Блюма, О., Денисюк, О. (2025). Економічний потенціал використання технологій штучного інтелекту для оптимізації управління фінансами місцевих громад в Україні. *Економіка України*. 68. 03 (760). 03-20. <https://doi.org/10.15407/economyukr.2025.03.003>

© Видавець ВД «Академперіодика» НАН України, 2025. Стаття опублікована на умовах відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

запропоновано концептуальну архітектуру для інтеграції цих технологій у документообіг. Продемонстровано прототип додатку з локальною LLM Ollama, розкрито можливості його використання для управління публічними фінансами в Україні.

Ключові слова: економічний потенціал; прогнозування; місцеві бюджети; штучний інтелект; машинне навчання; великі мовні моделі; RAG; локальна LLM.

Бюджетна система є фундаментальним компонентом фінансової архітектури держави, а інформаційне забезпечення бюджетного процесу — ключовим фактором у забезпеченні сталого економічного розвитку. З огляду на загальнодержавний курс на цифровізацію, можна обґрунтовано припустити, що впровадження комплексного електронного документообігу на всіх етапах бюджетного процесу на всіх рівнях, зокрема на місцевому, є невідворотною перспективою. Більше того, у контексті всеохоплюючої цифровізації державних процесів є підстави прогнозувати поступову, але повну відмову від паперових носіїв інформації у всіх аспектах діяльності місцевих фінансових органів.

Очевидно, що така трансформація сприятиме оптимізації робочих процесів, підвищенню ефективності управління фінансовими ресурсами, забезпеченню більшої прозорості бюджетних операцій на місцевому рівні, накопиченню великих обсягів даних, а також упровадженню нових технологій. Перспективною сферою прикладних технологій стає застосування систем штучного інтелекту в завданнях прогнозування і планування, аналізу даних, підтримки ухвалення рішень, обробки і візуалізації даних. Новітнім трендом, що набуває дедалі більшого поширення у вирішенні різноманітних бізнес-завдань, є використання великих мовних моделей (LLM), що включає побудову та інтеграцію власних моделей у бізнес-середовища з метою використання накопиченого досвіду. Завдяки алгоритмам глибокого навчання цей досвід стає людино-інтерпретованим і може бути перевикористаний для досягнення кращих результатів. Цей підхід містить значний економічний потенціал і становить інтерес для наукового дослідження з подальшою його імплементацією в системи управління публічними фінансами на місцевому й державному рівнях.

У сфері електронного документообігу місцевих громад технології штучного інтелекту (ШІ) виявляють значний потенціал для оптимізації управління даними. Дослідження різних аспектів цієї теми показують, що ШІ здатний автоматизувати процеси обробки документів, що зменшує потребу в людському втручанні й підвищує ефективність систем. Наприклад, дослідження К. Куммамуру (Kumamuru, 2019, р. 363.) показує, як ШІ може використовуватися для створення інтерактивних візуалізацій на основі запитів користувачів, покращуючи тим самим взаємодію з даними. Дослідження Х. Ієн-Чіа та ін. (Yen-Chia et al., 2021) підкреслюють важливість співпраці між ученими і місцевими громадами для розробки систем ШІ, які б задовольняли потреби конкретних регіонів. Дж. Серей із співавторами (Serey et al., 2021) і М. Самбетбаєва та ін. (Sambetbayeva et al., 2022) аналізують методології використан-

ня ІІІ для управління даними, пропонуючи підходи до інтеграції машинного навчання з метою підвищення точності й надійності систем. Питанням формування доходів місцевих бюджетів присвячено праці таких вітчизняних учених, як В. Геєць (2004) та І. Луніна (2010). Автори статті також раніше аналізували практичні аспекти реалізації бюджетного процесу на місцевому рівні з використанням програмного забезпечення ІПК «Місцевий бюджет», зокрема, розглядали питання методологічного і програмного забезпечення впровадження електронного документообігу на рівні місцевих бюджетів (Рябокін та ін., 2024), методи і засоби прогнозування руху коштів місцевих бюджетів з використанням штучного інтелекту (Котух та ін., 2024).

Електронний документообіг (ЕДО) є ключовим компонентом сучасного державного управління, який сприяє підвищенню ефективності, прозорості та швидкості обробки документів. Наукові дослідження, присвячені електронному документообігу в Україні, охоплюють широкий спектр тем, включаючи інтеграцію в державне управління, цифрову трансформацію бізнесу, безпеку даних, правові аспекти й економічні вигоди. Водночас у науковому просторі використання технологій штучного інтелекту як складової процесів документування в системах електронного документообігу досліджено недостатньо. Так, потребує аналізу практичний досвід використання технологій ІІІ для автоматизації функцій систем електронного документообігу.

Отже, **мета статті** — обґрунтувати економічний потенціал використання технологій штучного інтелекту для оптимізації управління фінансами місцевих громад і створення прототипу концептуальної архітектури RAG (Retrieval Augmented Generation), яка являє собою пошуково-доповнену генерацію, з локальною LLM у контексті використання цих технологій місцевими фінансовими органами як надбудови до електронного документообігу.

Еволюція інформаційних технологій у бюджетному процесі України пройшла кілька етапів. На початку 2000-х років упровадження програмних продуктів на рівні місцевих бюджетів мало на меті автоматизацію рутинних аналітично-обчислювальних операцій та підготовки документації співробітниками місцевих фінансових органів. Однак результати цієї роботи використовувалися переважно в паперовому форматі. Середина 2000-х років ознаменувалася впровадженням обміну файлами баз даних (*.DBF) з використанням FTP-серверів. Це стало першим кроком до інтеграції інформації у електронному вигляді, хоча паперові документи з підписами і печатками залишались основним джерелом офіційної інформації.

Значним проривом у цифровізації бюджетного процесу на місцевому рівні стали розробка і впровадження у 2019—2020 рр. інформаційно-аналітичної системи (ІАС) LOGICA, яка забезпечила безпосередній обмін інформацією між учасниками бюджетного процесу з використанням сучасних протоколів інтеграції (API) і застосуванням кваліфікованого електронного підпису (КЕП) для автентифікації. Упровадження ІАС LOGICA сприяло оптимізації і прискоренню ряду процесів, проте не привело до повної відмови від паперового документообігу на рівні місцевих бюджетів. Сьогодні

казначейська звітність здійснюється в електронному форматі, а взаємодія суб'єктів бюджетного процесу з органами Державної казначейської служби реалізується за допомогою цифрових технологій, зокрема через Систему дистанційного обслуговування (СДО).

Великі мовні моделі — це складні системи штучного інтелекту, навчені на величезних обсягах текстових даних і здатні розуміти й генерувати людську мову, виконувати різноманітні мовні завдання, такі як переклад, узагальнення тексту, відповіді на запитання і створення оригінального контенту. LLM використовують глибоке навчання і трансформерну архітектуру для обробки послідовностей слів і розуміння контексту. Потенційними перевагами їх використання у вирішенні завдань управління публічними фінансами є такі:

- 1) можливість швидкого аналізу великих обсягів фінансових даних і звітів, що були накопичені, наприклад, громадами за великий період часу;
- 2) виявлення у фінансових показниках прихованих закономірностей і трендів у завданнях збільшення податкоспроможності, прогнозування руху коштів, планування й використання публічних фінансів;
- 3) автоматизація створення фінансових звітів і прогнозів, що суттєво полегшить роботу експертів-фінансистів територіальних громад в умовах браку кваліфікованих кадрів і наявності великого обсягу інформації;
- 4) покращення точності прогнозування фінансових показників, що може значно поліпшити фінансовий стан громад;
- 5) ефективна обробка неструктурованих фінансових даних (новин, соціальних медіа), що підвищить обізнаність і підтримає процес ухвалення рішень;
- 6) можливість отримати персоналізовані рекомендації, що значною мірою вплине на робочі процеси й оптимізує виконання завдань з аналізу і обробки даних;
- 7) автоматизація відповідей на публічні запити громадян України, що відносяться до сфери публічних фінансів. Це значною мірою звільнить співробітників, зменшить час на відповіді й вплине на кількісні та якісні показники в обробці представниками громад публічних запитів.

Згідно із звітом компанії PwC¹, до 2030 р. штучний інтелект має потенціал зростання до 15,7 трлн дол., що здатне забезпечити збільшення світового ВВП на 14 %. Оскільки всі галузі (від охорони здоров'я і автомобілебудування до фінансів) отримають значну вигоду, наступне десятиліття обіцяє кардинальні зміни, спричинені прогресом використання ШІ.

У жовтні 2020 р. Всесвітній економічний форум дійшов висновку, що до кінця 2025 р. штучний інтелект, радше за все, забере 85 млн робочих місць по всьому світу, але одночасно створить 97 млн нових робочих місць у різних

¹ Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise? PwC, 2017. 32 p. URL: <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf>

сферах: від великих даних і машинного навчання до інформаційної безпеки і цифрового маркетингу².

Згідно з дослідженням Bloomberg³, упровадження штучного інтелекту на рівні програмного забезпечення може принести від 2,6 трлн до 4,4 трлн дол. економічної вигоди на рік, що становить 4,4 % усієї світової економіки. У цілому потенційні переваги ІІІ для економіки є величезними. Забезпечуючи інтелектуальну автоматизацію, створюючи нові продукти і відкриваючи нові ринки, ІІІ обіцяє стати потужним рушієм економічного зростання. Його інтеграція в повсякденні процеси і системи ухвалення рішень здатна започаткувати еру безпрецедентного процвітання й ефективності (Arntz et al., 2016).

Штучний інтелект і пов'язані з ним технології мають потенціал для вирішення багатьох проблем, з якими стикаються фінансові органи. Завдяки оптимізації процесів вони можуть зробити управління публічними фінансами ефективнішим і допомогти задовольняти більше потреб з меншими витратами.

За оцінками Boston Consulting Group⁴, підвищення продуктивності LLM для державного сектору до 2033 р. становитиме 1,75 трлн дол. на рік. LLM надають безпрецедентну можливість для урядів у всьому світі забезпечити вищу цінність і суспільний вплив для громадян, компаній і уряду. Як мінімум, ці інструменти могли б звільнити багато цінних годин часу державного службовця на простих і повторюваних когнітивних завданнях і дозволити йому зосередитися на інших, більш цінних видах діяльності.

Багато розвинутих країн уже розпочали ефективно використовувати можливості ІІІ в управлінні публічними фінансами, зокрема у сфері планування й моніторингу бюджету. Ці процеси включають підготовку базових показників витрат, розрахунок нових політик, а також відстеження витрат виділених коштів для фіксації можливих відхилень, що є ключовими і трудомісткими функціями центральних бюджетних органів. Штучний інтелект, зокрема машинне навчання, має здатність підтримувати ці процеси, надаючи результати, які забезпечують формулювання точних базових показників витрат, отже, вироблення нової ефективнішої політики.

Ще одна перспективна сфера застосування машинного навчання — ідентифікація, моніторинг і пом'якшення фіскальних ризиків шляхом аналізу великих наборів даних. Наприклад, для місцевих органів влади фіскальні

² Ilzetzi E., Jain S. The impact of artificial intelligence on growth and employment. *VoxEU*. 2023. Jun 20. URL: <https://cepr.org/voxeu/columns/impact-artificial-intelligence-growth-and-employment#:~:text=The%20World%20Economic%20Forum%20concluded,Lawrence%20et%20al> (дата звернення: 11.06.2024).

³ Biggest losers of AI boom are knowledge workers, Mc Kinseysays. *Bloomberg*. 2023. Jun 14. URL: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2023-06-14/biggest-losers-of-ai-boom-are-knowledge-workers-mckinsey-says> (дата звернення: 11.06.2024).

⁴ Carrasco M., Habib C., Felden F., Sargeant R., Mills S., Shenton S., Ingram J., Dando G. Unlocking Gen AI opportunities in the government. *BCG*. 2023. Nov 30. URL: <https://www.bcg.com/publications/2023/unlocking-genai-opportunities-in-the-government> (дата звернення: 12.06.2024).

ризиків можуть виникати з різних причин, включаючи, наприклад, надвисокий рівень витрат або інвестицій, які потрібно виявити досить рано, щоб вжити превентивних заходів. Штучний інтелект, зокрема машинне навчання, може підтримувати ідентифікацію таких ризиків.

Приклади використання моніторингу фіскальних ризиків, пов'язаних з місцевими органами влади, за допомогою штучного інтелекту можна знайти в ряді країн.

1. **Франція.** Генеральна дирекція державних фінансів (The Directorate General of Public Finances — DGFIP) інтегрувала функції штучного інтелекту у свою існуючу систему аналітики даних для моніторингу і консультування з питань фінансів місцеві органи влади. Ця система використовує структуровані фінансові дані, зібрані в загальнодоступній і централізовано керованій системі управління фінансовою інформацією уряду Франції під назвою CHORUS. DGFIP уже кілька років упроваджує «систему попередження», метою якої є: ідентифікувати муніципалітети з фінансовими труднощами, надавати їм фінансові консультації і проактивно підтримувати вжиття коригувальних заходів. Ця система попередження спочатку базувалася на алгоритмі, що використовував історичні податкові й фінансові дані для оцінювання муніципалітетів. Нещодавно DGFIP розробила предиктивну модель, призначену для ранньої ідентифікації фінансових труднощів муніципалітетів. Модель була навчена на даних за чотири роки, щоб передбачати результати на п'ятий рік на основі технології машинного навчання. Предиктивна модель також базується на технології неконтрольованої класифікації для категоризації муніципалітетів із схожими фінансовими характеристиками без попередньо визначених прикладів результатів.

У 2022 р. експеримент з моделлю охопив 2500 муніципалітетів, з яких близько 40 % були визначені як такі, що мають фінансові труднощі. З них близько 17 % не були виявлені попереднім алгоритмом. До того ж, близько 35 % муніципалітетів були визначені як такі, що мають тимчасові, а не структурні труднощі, що підкреслює здатність моделі розрізняти постійні й тимчасові фінансові проблеми.

2. **Індонезія.** Система під назвою Artificial Intelligence Financial Advisor (AIFA) використовує машинне навчання й word-cloud для обробки неструктурованих фінансових і операційних даних, щоб надавати аналітику щодо фіскальної діяльності місцевих органів влади в реальному часі. Крім того, вона включає модель виявлення шахрайства, використовуючи закон Бенфорда.

В умовах глобалізації і динамічного розвитку світової економічної системи роль і місце України у сфері міждержавних відносин змінюються. Конкурентоспроможність її економіки залежить від упровадження інноваційних технологій у всі сфери, у тому числі й штучного інтелекту. Досягнення економічною системою вищого рівня науково-технічного потенціалу і забезпечення ефективного використання технологій III стають визначальними факторами розвитку сучасного постіндустріального суспільства. Харак-

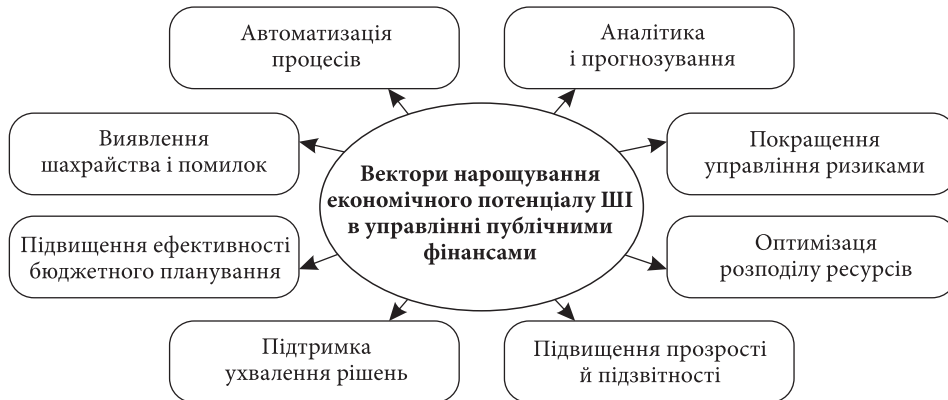


Рис. 1. Вектори нарощування економічного потенціалу використання технологій ШІ в управлінні публічними фінансами
Джерело: розроблено і побудовано авторами.

терними ознаками цього суспільства є посилення технологічності й адаптації до інших сучасних трендів на глобальному ринку.

Варто зазначити, що нині світове господарство переживає епоху наступної промислової революції. Повсюдне впровадження інформаційно-комунікаційних технологій завершується, і вже активно розвивається процес цифрових трансформацій, коли економіка дедалі більше заглиблюється у використання технологій штучного інтелекту. Зокрема, це дуже актуально для системи управління публічними фінансами.

Нарощування економічного потенціалу використання технологій ШІ в управлінні публічними фінансами відбувається за такими векторами (рис. 1).

1. **Автоматизація процесів** — ШІ може автоматизувати рутинні операції, такі як обробка документів, рахунків і звітності.

2. **Аналітика і прогнозування** — ШІ здатен аналізувати великі обсяги даних, виявляти тенденції і закономірності. Ефективне прогнозування доходів і витрат допомагає в прийнятті більш обґрунтованих фінансових рішень.

3. **Виявлення шахрайства і помилок** — використання алгоритмів машинного навчання для виявлення аномалій і підозрілих транзакцій підвищує безпеку фінансових операцій і знижує ризики шахрайства.

4. **Покращення управління ризиками** — аналіз ризиків і розробка стратегій їх мінімізації на основі прогнозів і моделей з використанням ШІ можуть допомогти в оцінюванні кредитних ризиків і управлінні борговими зобов'язаннями.

5. **Підвищення ефективності бюджетного планування** — ШІ сприяє більш точному прогнозуванню бюджетних надходжень і витрат, а автоматизація процесів складання бюджету підвищує прозорість і точність планування.

6. **Оптимізація розподілу ресурсів** — використання ШІ для оптимізації витрат і ефективного розподілу фінансових ресурсів дозволяє досягти максимального ефекту від використання обмежених бюджетних ресурсів.

7. Підтримка прийняття рішень — інтелектуальні системи можуть надавати рекомендації для ухвалення фінансових рішень на основі аналізу даних, що допомагає керівникам виробляти більш обґрунтовані та своєчасні рішення.

8. Підвищення прозорості та підзвітності — ШІ забезпечує кращі обробку й візуалізацію фінансових даних, що підвищує прозорість використання публічних фінансів і покращує підзвітність перед громадськістю.

Ці вектори створюють можливості для значного покращення управління публічними фінансами за рахунок інтеграції технологій штучного інтелекту, що, у свою чергу, сприяє економічному зростанню і ефективнішому використанню державних ресурсів.

Глобальний вимір застосування технологій ШІ посилює актуальність формування відповідного інструментарію в різних сферах економіки, зокрема в управлінні місцевими бюджетами. Територіальні громади мають великі масиви історичних даних щодо місцевих бюджетів, але працівники фінансових органів не володіють відповідними навичками і досвідом обробки, співставлення, порівняння та інтерпретації таких обсягів інформації. Отже, вони не мають можливості ухвалювати ефективні й обґрунтовані управлінські рішення щодо бюджетного процесу на місцевому рівні. Технології штучного інтелекту можуть стати основою для вирішення проблем ефективного управління публічними фінансами.

Запропонуємо концептуальну архітектуру використання технологій штучного інтелекту для оптимізації роботи з даними місцевих фінансових органів територіальних громад, зокрема, у системах електронного документообігу. Побудова таблиць, формул та інших структурованих елементів у системах на зразок ChatGPT досягається завдяки кільком ключовим факторам. LLM здатні розуміти контекст запиту і визначати, коли потрібно створити структурований елемент, наприклад таблицю чи формулу. Це дозволяє генерувати звіти з елементами аналітики і агрегованими даними. Моделі навчені використовувати спеціальні символи і синтаксис для форматування тексту. Так, для створення таблиць часто використовується синтаксис Markdown. Моделі «розуміють» структуру, тобто те, як повинні виглядати різні структуровані елементи (таблиці, формули, списки тощо), і можуть генерувати відповідний вміст для заповнення структурованих елементів, базуючись на контексті запиту.

Одним з методів роботи з LLM є технологія RAG, яка створює векторні вбудовування (embeddings) — масиви числових значень, сформованих з тексту за допомогою іншої попередньо навченої моделі машинного навчання.

Механізм пошуку й обробки інформації у системі RAG включає такі складові.

1. Компонент інформаційного пошуку. Є фундаментальним елементом для ініціальної фази процесу RAG і базується на алгоритмах семантичного пошуку у векторизованих базах даних, які мають на меті ідентифікацію ін-

формаційних складових, що демонструють найвищу семантичну відповідність вхідному запиту. Для аналізу семантичних зв'язків між запитом користувача і контентом, що зберігається в базі даних, застосовуються комплексні алгоритмічні підходи.

Ці методи спрямовано на визначення оптимального набору даних, який слугуватиме основою для подальшої генерації релевантної відповіді.

2. Модуль обробки природної мови (Natural Language Processing — NLP). Застосування технологій обробки природної мови, де велика мовна модель здійснює семантичний аналіз та інтерпретацію отриманих даних. Використовуючи передові методи NLP, модель інтегрує вилучену інформацію в процес формування відповіді. Цей етап має критичне значення, оскільки забезпечує не лише фактологічну точність генерованого контенту, але і його лінгвістичну когерентність і контекстуальну релевантність. Таким чином, досягається синергія між точністю інформаційного пошуку і природністю мовної генерації, що є ключовою характеристикою систем RAG.

Очевидно, що використання технології RAG у поєднанні з локальною LLM, специфікованою для використання як експертна база знань з бюджетного законодавства, процесів і процедур планування й виконання бюджету і доповненою статистикою з попередніх періодів, дозволить створити цифрового асистента, який справлятиме суттєвий вплив на якість і швидкість роботи місцевих фінансових органів.

Розглянемо концептуальну архітектуру RAG з локальною LLM (далі — RAG + ILLM) у контексті використання даних технологій місцевими фінансовими органами як надбудову до електронного документообігу (рис. 2).

Використання даної концепції реалізується в такий спосіб.

1. Користувач запитує модель у контексті предметної області.
2. Система шукає відповідні документи, які можуть містити дані, структуровану інформацію, що складатимуть відповідь на запитання. На етапі ініціалізації системи історичні документи будуть завантажені в систему після первинної обробки. Надалі, у процесі життєвого циклу системи управління публічними фінансами на рівні місцевих бюджетів, модель накопичуватиме актуальні документи і зберігатиме їх у структурованому вигляді.

3. Система створює промпт ILLM, у якому скомбіновано введені користувачем дані, відповідні документи та інструкції для LLM. Модель повинна відповісти на запитання користувача, застосувавши надані документи.

4. Система надсилає промпт ILLM.

5. ILLM повертає відповідь на запитання користувача, що базується на наданих контекстних відомостях, отриманих за допомогою контексту, що став результатом аналізу відповідних документів. Це вихідні дані системи.

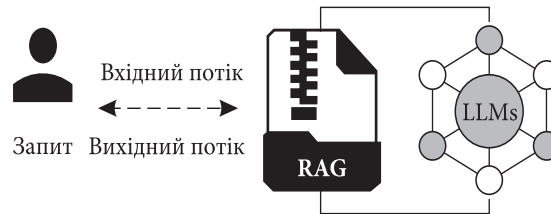


Рис. 2. Концептуальна архітектура RAG + ILLM
Джерело: побудовано авторами.

Пропозиція щодо використання локальної LLM не є випадковою. Крім публічної інформації щодо планування і виконання місцевих бюджетів експертна система використовуватиме інші непублічні документи, які будуть джерелами векторних вбудовувань і повинні стати частиною непублічної моделі. Проаналізуємо поточні рішення з LLM у контексті описаного використання (табл. 1).

Доступність, достатня потужність і простота інсталяції та інтеграції надають рішенню llama достатньо переваг для використання даного програмного забезпечення в прототипуванні. Проаналізуємо наявні RAG-рішення (табл. 2).

Verba — відкрита платформа для створення чат-ботів, що підтримують технологію RAG. Вона інтегрується з базою даних Weaviate, яка забезпечує контекстно орієнтований пошук даних. Verba дозволяє користувачам зручно здійснювати пошук, обробку і управління даними з різних джерел, включаючи PDF, DOCX, CSV, GitHub і GitLab. Інструмент підтримує різні моделі для створення і вбудовування, такі як OpenAI, Cohere, Google, Ollama і Hugging Face. Можна також налаштовувати запити і використовувати Docker для розгортання. Аналіз дає підстави висунути гіпотезу, що імплементація

Таблиця 1. Аналіз локальних рішень мовних моделей (LLM), які потенційно можуть застосовуватися для розв’язання економічних задач

Назва	Задачі	Архітектура	Кількість параметрів, млрд	Розмір контекстного вікна, токенів
llama	Загальні задачі обробки природної мови	Трансформер на основі GPT	65	2048
BERT	Покращення пошукових систем	Трансформер-енкодер	0,34	512
Falcon	Робота з людською мовою, переклади	Трансформер на основі GPT	40	512
MPT	Інтерактивні інструменти	Трансформер на основі GPT	30	512
T5	Інтерактивні інструменти	Трансформер (енкодер-декодер)	11	512
GPT-3	Загальні задачі	Трансформер на основі GPT	175	2048
GPT-4	Загальні задачі	Трансформер на основі GPT	н/д	8192
BLOOM	Загальні задачі	Трансформер на основі GPT	176	2048
PaLM	Загальні задачі	Трансформер на основі GPT	540	2048

Джерело: складено авторами за даними пошукової системи Google.

технології RAG у поєднанні з LLM має потенціал для суттєвої трансформації систем електронного документообігу, підвищення ефективності й функціональності даних систем з відчутними перевагами. Так, RAG-системи у поєднанні з LLM можуть:

- 1) суттєво вдосконалити механізми індексації документів, забезпечуючи глибоке семантичне розуміння їх змісту. Це дозволить здійснювати точний, контекстуально релевантний пошук інформації;
- 2) автоматизувати процес класифікації і категоризації документів, що значно спростить їх організацію та управління;
- 3) глибокий аналіз змісту документів і виявлення ключової теми, тенденцій і взаємозв'язків між різними документами дозволять користувачу отримати інформацію, яку досі було неможливо одержати з використанням ручного аналізу документів;
- 4) забезпечити систему функціональними можливостями, надавати точні й контекстуально релевантні відповіді на запити користувачів, базуючись на всьому корпусі доступних документів;
- 5) автоматично створювати короткі резюме довгих документів, що значно полегшить роботу з великими обсягами інформації;
- 6) автоматично заповнювати форми і шаблони, використовуючи інформацію з існуючих документів і контексту;
- 7) прогнозувати на основі аналізу існуючих документів і робочих процесів необхідні дії і пропонувати оптимальні шляхи обробки документів.

Таблиця 2. Аналіз наявних RAG-рішень, які потенційно можуть застосовуватися для розв'язання економічних задач

Система	Архітектура	Особливості	Переваги	Недоліки
RAG	BERT + BART	Використання фіксованого набору документів	Висока точність, адаптивність	Великі обчислювальні ресурси
REALM	Двоетапний процес	Легкість оновлення бази знань	Гнучкість, підтримка оновлень	Потреба у великих обсягах даних
KILT	Платформа для оцінювання моделей	Підтримка різних задач, стандартний набір даних	Універсальність, можливість порівняння	Обмеження в наборі даних
FiD	Мультиконтекстний декодер	Поєднання інформації з кількох джерел	Висока точність, обробка великих обсягів	Великі обчислювальні витрати
Verba	Плагіни LLM + Weaviate	Інтерфейс для локальних і хмарних даних, підтримка PDF, CSV, неструктурованих даних	Кастомізація, гібридний пошук, семантичне кешування	Потреба в інтеграції з різними форматами даних

Джерело: складено авторами за даними пошукової системи Google.

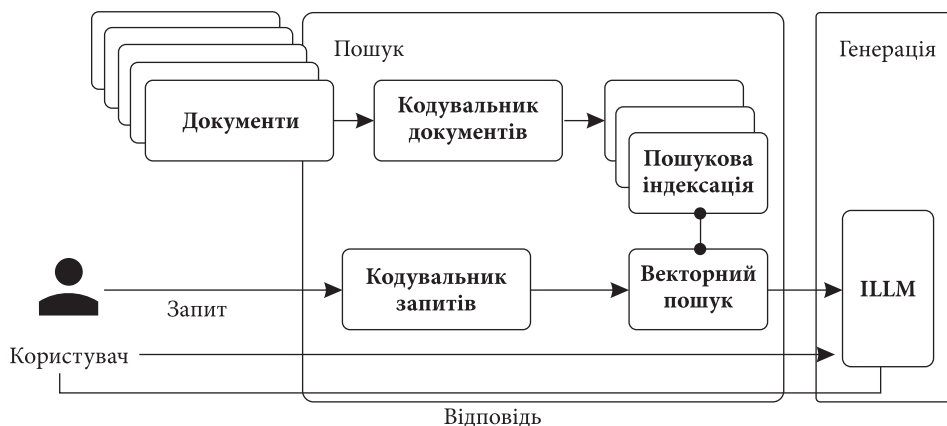


Рис. 3. Базова архітектура RAG + ILLM

Джерело: побудовано авторами.

Перевірка гіпотези і практична реалізація. Термін RAG уперше з'явився у 2021 р. (Lewis et al., 2020), коли була запропонована базова архітектура III-рішення, яку ми використовуємо як референсну і запропонуємо свою (рис. 3).

Архітектура системи RAG складається з двох основних компонентів: модуля інформаційного пошуку і модуля генерації. *Модуль інформаційного пошуку* здійснює векторизацію вхідного тексту за допомогою спеціалізованого енкодера запитів, трансформуючи його в числову послідовність з плаваючою комою. Аналогічним чином, з використанням енкодера документів, відбувається векторизація їх корпусу, результати якої зберігаються у вигляді пошукового індексу. Далі модуль у створеному індексі виконує пошук векторів документів, семантично релевантних вхідному вектору. Завершальним етапом роботи цього модуля є зворотне перетворення відібраних векторів документів у їх текстове представлення.

Модуль генерації інтегрує вхідний запит користувача з релевантними документами, отриманими від модуля пошуку, формуючи єдиний промпт. Цей промпт подається на вхід великої мовної моделі, яка генерує відповідь з урахуванням контексту, наданого знайденими документами. Згенерована LLM відповідь є кінцевим результатом роботи всієї системи RAG.

Енкодери запитів, енкодери документів і LLM реалізуються на основі архітектури трансформерів. Традиційна архітектура трансформера включає енкодер і декодер. Енкодер відповідає за трансформацію вхідного тексту у векторне представлення, яке відображає семантичне значення слів. Декодер, у свою чергу, генерує новий текст на основі вхідних даних.

У представлений архітектурі RAG енкодери запитів і документів реалізуються як трансформери, що містять лише енкодерну частину, оскільки їх функція обмежується векторизацією текстових фрагментів. LLM у модулі генерації реалізується як повноцінний трансформер, що включає і енкодер, і декодер.

Процес навчання моделі з такою архітектурою передбачає використання попередньо навчених трансформерів з подальшим спільним донавчанням енкодера запитів і LLM генеративного модуля. Доновчання здійснюється на парах даних, що складаються з користувацького вводу й очікуваного виводу LLM. Енкодер документів не підлягає донавчанням через обчислювальну витратність процесу і експериментально встановлену відсутність необхідності для досягнення високої ефективності системи.

Запропоновано два підходи до реалізації цієї архітектури:

1) RAG-послідовність, яка передбачає отримання k документів, що використовуються для генерації усіх вихідних токенів у відповідь на запит користувача;

2) RAG-токен, який включає ітеративний процес, де для генерації кожного наступного токена здійснюється новий пошук k документів. Це може призвести до використання кількох різних наборів документів при формуванні єдиної відповіді на запит користувача.

Дані підходи демонструють гнучкість архітектури RAG і її здатність адаптуватися до різних сценаріїв застосування.

Використаємо перший підхід і реалізуємо прототип системи за допомогою мови програмування Python (код доступний за посиланням: <https://github.com/Eugene-NAFM/LLM-research-results/commit/f5011b51df7d198da5cdbe2fe5b0f860343ad276>).

Програмна реалізація фінансового асистента працює так.

1. Імпортує та ініціалізує необхідні пакети бібліотек для реалізації функціоналу фінансового асистента.

2. Створює локальну базу даних для зберігання документів та їх метаданих.

3. Завантажує логотип Черкаської ОДА (як приклад і тестовий майданчик).

4. Завантажує файли PDF з фінансової тематики.

5. Створює діалогове вікно для спілкування з моделлю.

6. Користувач ставить запитання щодо елементів чи змісту отриманих документів і як відповідь отримує результат аналізу змісту завантажених документів разом із загальним контекстом, створеним моделлю згідно з контекстом завантажених документів.

Такий підхід до роботи в рамках процесів документообігу дозволяє:

1) автоматизувати рутинні завдання і отримати швидкий доступ до релевантної інформації, що значно підвищить ефективність і працездатність користувачів фінансових органів територіальних громад;

2) отримати доступ до більш точної і контекстуально релевантної інформації, що сприятиме ухваленню обґрунтованіших рішень;

3) оптимізувати бізнес-процеси і зменшити час на обробку інформації за рахунок інтелектуальної обробки даних;

4) забезпечити в рамках використання локальних LLM контроль над конфіденційною інформацією, мінімізуючи ризики, пов'язані з обробкою даних зовнішніми системами;

Таблиця 3. Потенційні ризики впровадження технологій штучного інтелекту в систему управління публічними фінансами і заходи з їх усунення

Категорія ризику	Ризик	Заходи з усунення / мінімізації ризиків
Кібер-безпека	Витоки даних на локальних серверах	Застосування методів і засобів криптографічного захисту інформації і архітектурного підходу Secured by design (архітектура, що враховує всі рекомендації NIST стосовно забезпечення безпеки веб-додатків).
	Шкідливі атаки на локальні моделі ШІ	Проведення експертизи і отримання атестата відповідності комплексної системи захисту інформації (КСЗІ) для інфраструктури використання веб-додатків.
	Ненавмисний витік інформації через локальні LLM	Створення захищених внутрішніх мереж з контролем доступу на всіх рівнях моделі OSI. Контроль доступу до серверів і використання багаторівневої автентифікації.
	Фізичний доступ до локальних серверів	Обмеження і фільтрація зовнішніх підключень. Навчання моделей лише на локальних, анонімізованих даних. Посилення фізичної безпеки серверів (відеоспостереження, обмеження доступу)
Юридичні аспекти	Невизначена відповідальність за рішення ШІ	Створення внутрішніх протоколів щодо відповідальності за автоматизовані рішення. Визначення зон відповідальності.
	Недотримання норм конфіденційності (GDPR та ін.)	Внутрішня політика обробки й зберігання даних відповідно до законодавства. Аудит інформаційних систем на відповідність. Упровадження механізмів внутрішнього аудиту локальних моделей.
	Низька прозорість локальних рішень ШІ	Документування процесів ухвалення рішень ШІ
Технічні складові	Низька якість або структурованість локальних даних	Очищення і стандартизація даних перед інтеграцією в ШІ.
	Інтеграція локальних ШІ із застарілими системами	Використання інструментів для автоматизації підготовки даних.
	Помилки або ненадійність рішень локального ШІ	Поступова модернізація локальної інфраструктури.
	Високі витрати на підтримку локальної інфраструктури	Використання локальних API для з'єднання з існуючими системами.
	Обмежена продуктивність локальних серверів	Тестування локальних моделей на внутрішніх даних. Наявність резервних систем для перевірки рішень. Оптимізація апаратного забезпечення для локальних серверів. Підтримка локальних спеціалістів з технічного супроводу систем. Використання потужних локальних серверів або кластерів. Оптимізація ресурсів для збільшення продуктивності

Джерело: складено авторами.

5) налагодити безперервне використання, адже система легко адаптується до змін у бізнес-процесах і масштабується відповідно до змін у нормативних, методологічних та інших документах.

Використання технологій штучного інтелекту для оптимізації роботи з даними місцевих фінансових органів територіальних громад, зокрема у системах електронного документообігу, має певні потенційні виклики, які необхідно враховувати. Такими викликами є забезпечення кібербезпеки, юридичного і технічного супроводу впровадження інструментів штучного інтелекту в систему управління публічними фінансами (табл. 3).

Запровадження цих заходів дозволить знизити / усунути ризики і забезпечити ефективне функціонування локальних ІІІ-систем у публічних фінансах.

ВИСНОВКИ

Отже, попри те, що технології штучного інтелекту є явищем, зміст якого більшою мірою визначає технологічні аспекти створення нових систем, їх характеристики багато в чому обумовлені економічними процесами. Економічна цінність технологій штучного інтелекту є досить високою. Так, їх використання дозволяє, зокрема, суттєво змінити бюджетний процес на місцевому рівні й удосконалити схеми управління публічними фінансами. Аналіз демонструє можливість запровадження нового рівня взаємодії фахівців місцевих фінансових органів з накопиченою документальною “базою знань” за умов інтеграції пошуково-доповненої генерації з локальною великою мовною моделлю. Така “база знань” з фінансовими, управлінськими і обліковими документами є частиною документообігу в рамках здійснення територіальними громадами діяльності з державного управління. Цифровізація процесів документообігу триває, і незабаром системи електронного документообігу стануть повсюдним рішенням та інструментом у місцевих громадах.

Аналіз наявних локальних LLM і RAG рішень дозволив визначити їх особливості, переваги й недоліки. Запропонована концептуальна архітектура RAG з локальною LLM у контексті використання даних технологій місцевими фінансовими органами демонструє принципові зміни в роботі з великими накопиченими обсягами інформації. Така надбудова до електронного документообігу здатна повністю змінити користувацький досвід експертів місцевих фінансових органів територіальних громад. Розроблений прототип програмного додатку продемонстрував механізм роботи запропонованої архітектури і функціонал прототипу моделі RAG з інтеграцією в локальну модель LLM Ollama. Розробка, впровадження і використання в подальшому таких рішень приведуть до значних економічних заощаджень, оптимізації використання робочого часу фахівців, формування якісно нового досвіду в роботі з інформацією, сприятимуть виявленню нових знань.

Штучний інтелект має величезний економічний потенціал, здатний трансформувати управління публічними фінансами, особливо на локаль-

ному рівні. Використання ІІІ сприяє значному покращенню ефективності державного управління, автоматизації рутинних процесів і аналітики, що дозволяє точніше прогнозувати бюджетні показники й оптимізувати розподіл ресурсів. Іноземний досвід, зокрема Франції та Індонезії, демонструє успішне впровадження ІІІ для ідентифікації і моніторингу фінансових ризиків на місцевому рівні, що підтримує більшу фінансову стабільність і прозорість. Ці приклади підкреслюють важливість інноваційного підходу до управління публічними фінансами, що дозволяє урядам оптимізувати використання ресурсів і забезпечувати економічне зростання в умовах глобальної цифрової трансформації. Упровадження таких технологій в Україні є критично важливим для підвищення конкурентоспроможності економіки й адаптації до сучасних світових трендів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- Kummamuru, K., Tata, S., Dasappa, G., Li, C.-S., Shivaram, M., Chenna, V. et al. (2019). Artificial intelligence based — document processing. *Official Journal of the Patent Office*. 424 p. URL: https://www.ipindia.gov.in/writereaddata/Portal/IPOJournal/1_4816_1/Part-1.pdf
- Yen-Chia, H., Ting-Hao, K., Verma, H., Mauri, A., Nourbakhsh, I., Bozzon, A. (2022). Empowering local communities using artificial intelligence. *Patterns*. Vol. 3. Iss. 3. P. 1—7. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100449>
- Serey, J., Quezada, L., Alfaro, M., Fuertes, G., Vargas, M., Ternero, R., Sabattin, J. et al. (2021). Artificial intelligence for data management. *Symmetry*. 13(11). 2040. <https://doi.org/10.3390/SYM13112040>
- Sambetbayeva, M., Kuspanova, I., Yerimbetova, A., Serikbayeva, S., Bauyrzhanova, S. (2022). Development of intelligent electronic document management system model based on machine learning methods. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1(2(115)), 68-76. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.251689>
- Геєць, В. (2004). Формування дохідної частини бюджету: підсумки, проблеми, перспективи. *Економіка і прогнозування*. № 1. С. 9—30. URL: http://eip.org.ua/docs/EP_04_1_09_uk.pdf
- Луніна, І., Кириленко, О., Лучко, А. та ін. (2010). Диверсифікація доходів місцевих бюджетів. За ред. І.О. Луніної. Київ, Ін-т екон. та прогнозів. URL: <http://dspace.wnu.edu.ua/bitstream/316497/12272/1/Lunina.pdf>
- Рябокінь, М., Блюма, О., Котух, Є. (2024). Методологічне та програмне забезпечення впровадження електронного документообігу на рівні місцевих бюджетів з використанням ІІІ «Місцевий бюджет». *Фінанси України*. № 5. С. 71—91. <https://doi.org/10.33763/finukr2024.05.071>
- Котух, Є., Коробчинський, М., Рябокінь, М., Блюма, О., Денисюк, О. (2024). Методи та засоби прогнозування руху коштів місцевих бюджетів з використанням штучного інтелекту. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка»*. (33)(61). 47-61. <https://journals.oa.edu.ua/Economy/article/view/4109>
- Arntz, M., Gregory, T., Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*. No. 189. URL: https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries_5jlz9h56dvq7-en?mod=article_inline

- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., K ttler, H. et al. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge — Intensive NLP Tasks. In: Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society. P. 5998—6008. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/3495724.3496517>

Надійшла 29.08.2024

Прорецензована 12.09.2024

Доопрацьована 16.09.2024

Підписана до друку 24.09.2024

REFERENCES

- Kummamuru, K., Tata, S., Dasappa, G., Li, C.-S., Shivaram, M., Chenna, V. et al. (2019). Artificial intelligence-based document processing. *Official Journal of the Patent Office*. 424 p. URL: https://www.ipindia.gov.in/writereaddata/Portal/IPOJournal/1_4816_1/Part-1.pdf
- Yen-Chia, H., Ting-Hao, K., Verma, H., Mauri, A., Nourbakhsh, I., Bozzon, A. (2022). Empowering local communities using artificial intelligence. *Patterns*. Vol. 3. Iss. 3. P. 1-7. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100449>
- Serey, J., Quezada, L., Alfaro, M., Fuertes, G., Vargas, M., Ternero, R., Sabattin, J. et al. (2021). Artificial intelligence methodologies for data management. *Symmetry*. 13(11). 2040. <https://doi.org/10.3390/SYM13112040>
- Sambetbayeva, M., Kuspanova, I., Yerimbetova, A., Serikbayeva, S., Bauyrzhanova, S. (2022). Development of intelligent electronic document management system model based on machine learning methods. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 1(2(115)). 68-76. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.251689>
- Heyets, V. (2004). Formation of the revenue part of the budget: results, problems and prospects. *Economy and Forecasting*. No. 1. P. 9-30. URL: http://eip.org.ua/docs/EP_04_1_09_uk.pdf [in Ukrainian].
- Lunina, I., Kyrilenko, O., Luchka, A. et al. (2010). Diversification of local government revenues. Ed. by I.O. Lunina. Kyiv, Institute for Economics and Forecasting. URL: <http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/12272/1/Lunina.pdf> [in Ukrainian].
- Riabokin, M., Blyuma, O., Kotukh, Ye. (2024). Methodological and software support for the implementation of electronic document circulation at the level of local budgets using the “ISC Local budget” software. *Finance of Ukraine*. No. 5. P. 71-91. <https://doi.org/10.33763/finukr2024.05.071> [in Ukrainian].
- Kotukh, Ye., Korobchynskyi, M., Riabokin, M., Blyuma, O., Denysiuk, O. (2024). Methods and tools for forecasting the cash flow of local budgets using artificial intelligence. *Scientific Notes of Ostroh Academy National University, “Economics” series*. 33(61). 47-61. URL: <https://journals.oa.edu.ua/Economy/article/view/4109> [in Ukrainian].
- Arntz, M., Gregory, T., Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*. No. 189. URL: https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries_5jlz9h56dvq7-en?mod=article_inline
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., K ttler, H. et al. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. In: Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society. P. 5998-6008. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/3495724.3496517>

Received on August 29, 2024

Reviewed on September 12, 2024

Revised on September 16, 2024

Signed for printing on September 24, 2024

Yevgen Kotukh, Dr. Sci. (Public Administration), PhD (Engineering),
Associate Professor, Professor of the Department of Cybersecurity
Dnipro University of Technology

19, Dmytra Yavornytskoho Ave., Dnipro, 49005, Ukraine

Maryna Riabokin, PhD (Econ.), Associate Professor,
Vice-Rector for Educational and Methodological Work

Kyiv Institute of Business and Technology

1/5, Zoryanyi Lane, Kyiv, 04078, Ukraine

Oleksii Blyuma, Director

Private Enterprise Information and Analytical Center for Computer Financial
Technology “Fintekh-Cherkasy”

45, Heroyiv Dnipra St., Cherkasy, 18021, Ukraine

Oleksandr Denysiuk, PhD Student at the Department of Computer Engineering
Open International University of Human Development “Ukraine”

23, Lvivska St., Kyiv, 03115, Ukraine

ECONOMIC POTENTIAL OF USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES TO OPTIMIZE FINANCIAL MANAGEMENT OF LOCAL COMMUNITIES IN UKRAINE

The economic potential of using artificial intelligence technologies to optimize financial management of local communities is substantiated. The study outlines the potential opportunities and advantages of using large language models (LLM) in combination with retrieval-augmented generation (RAG) technology. These technologies aim to introduce a new level of interaction between specialists of local financial authorities and the “knowledge base” accumulated through financial, management, and accounting documents. This “knowledge base” is part of document management in conducting public administration activities by territorial communities. Examples of using artificial intelligence tools in public finance management of foreign countries are considered. Vectors of increasing the economic potential of using artificial intelligence technologies in public finance management are identified. The existing local LLM and RAG solutions are analyzed, and their features, advantages and disadvantages are identified.

The conceptual architecture of RAG with local LLM is proposed in the context of these technologies’ use by local financial authorities as an add-on to electronic document management. The prototype software application is developed, demonstrating the operation mechanism of the proposed architecture and the functionality of the RAG model prototype with integration into the local LLM Ollama model. Potential risks of implementing artificial intelligence technologies in the public finance management system are identified and measures are proposed to eliminate or minimize them. A significant economic potential exists in this technology, which can transform public finance management, especially at the local level. The use of these tools contributes to substantial improvement in the efficiency of public administration, automation of routine processes, and analytics, which in turn allows for more accurate forecasting of budget indicators and optimization of resource allocation.

Keywords: *economic potential; forecasting; local budgets; artificial intelligence; machine learning; large language models; RAG; local LLM.*