

створювати гнучкі та масштабовані рішення для різних галузей застосування штучного інтелекту. Ефективність процесу безпосередньо залежить від якості вихідних даних, що є ключовим фактором для досягнення високої продуктивності та надійності системи.

### *Список використаних джерел*

1. Towards Data Science. Retrieval-Augmented Generation (RAG): From Theory to LangChain Implementation [Електронний ресурс]. Medium. Режим доступу: <https://medium.com/towards-data-science/retrieval-augmented-generation-rag-from-theory-to-langchain-implementation-4e9bd5f6a4f2>.
2. LangChain. Retrieval augmented generation (rag) [Електронний ресурс]. LangChain. Режим доступу: <https://js.langchain.com/docs/concepts/rag/>.
3. LangChain. Build a Retrieval Augmented Generation (RAG) App: Part 1 [Електронний ресурс]. LangChain. Режим доступу: <https://js.langchain.com/docs/tutorials/rag/>.
4. Codemancers. Implementing Retrieval-Augmented Generation with LangChain, Pgvector and OpenAI [Електронний ресурс]. Codemancers? 24/10/2024/ Ht;bv ljnege^ <https://www.codemancers.com/blog/2024-10-24-rag-with-langchain/>

*Бородавко О. М., аспірант  
Київський національний економічний  
університет імені Вадима Гетьмана  
borodavko77@gmail.com*

## **ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ КОРУПЦІЙНИХ РИЗИКІВ**

**Анотація.** У сучасній економіці публічні закупівлі залишаються одним із найбільш вразливих до корупції секторів. Впровадження інформаційно-аналітичних систем на основі методів штучного інтелекту відкриває нові можливості для виявлення та попередження корупційних ризиків. У тезах розглянуто підходи до аналізу тендерних даних із використанням алгоритмів машинного навчання, запропоновано концепцію інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у сфері закупівель. Основна увага зосереджена на інтеграції таких систем у національну економіку та забезпеченні прозорості закупівельних процесів.

**Ключові слова:** публічні закупівлі, корупційні ризики, штучний інтелект, машинне навчання, інформаційно-аналітичні системи, прийняття рішень.

Публічні закупівлі - один із найважливіших інструментів перерозподілу бюджетних ресурсів, що охоплює до 15% ВВП багатьох країн [1]. Водночас вони часто супроводжуються корупційними схемами, що знижують ефективність використання державних коштів та підривають довіру до інституцій. За даними Transparency International, зловживання в сфері закупівель - одна з основних форм системної корупції і Україна за 2024 рік посідає далеко не найкраще 105 місце зі 180 країн [2]. Інформаційно-аналітичні системи, які використовують методи штучного інтелекту (ШІ), дають змогу автоматизувати аналіз великих обсягів тендерних даних, виявляти підозрілі патерни поведінки учасників торгів і допомагати в прийнятті рішень уповноваженим органам. Це дозволяє не лише фіксувати факти порушень, а й запобігати їм на ранніх етапах.

Корупційні ризики у публічних закупівлях зазвичай проявляються у вигляді змови між замовником і учасниками торгів, штучного обмеження конкуренції, дискваліфікації вигідних пропозицій за формальними ознаками, маніпуляцій з процедурою спрощених закупівель, тощо. Ці прояви важко виявити класичними способами контролю, оскільки вони часто мають прихований або

формально «законний» характер.

На підготовчому етапі найчастіше спостерігається маніпуляція умовами тендеру – штучне завищення вартості товарів чи послуг, створення таких вимог, що обмежують конкуренцію або таке формулювання технічних вимог, яке зумовлює конкретні характеристики товарів чи послуг, що призводить до упередженості на користь певних компаній або постачальників.

На етапі оголошення та подання заявок спостерігаються необ'єктивні критерії відбору, маніпулювання оцінкою заявок, допуск до участі в тендері компаній, які не відповідають встановленим кваліфікаційним вимогам.

Саме тому виникає потреба у глибшому аналізі, що базується на алгоритмах ШІ та машинного навчання.

Системи, що використовують штучний інтелект, дозволяють класифікувати тендери за рівнем ризику, прогнозувати ймовірність порушення на основі історичних даних, виявляти аномалії в поведінці учасників торгів, здійснювати моніторинг закупівель.

Основні методи, що використовуються у таких системах:

- кластеризація - для виявлення схожих патернів поведінки учасників торгів;
- класифікація - для прогнозування ймовірності корупційного ризику;
- аналітика на основі графів - для ідентифікації пов'язаних структур (спільні бенефіціари, участь в одному і тому ж тендері, повторювані переможці тощо);
- нейронні мережі - для складніших сценаріїв аналізу документів або комунікацій між учасниками.

Показовим прикладом впровадження аналітики в реальному секторі є система Prozorro - українська електронна платформа публічних закупівель, яка відкрито публікує всі тендерні дані у форматі відкритих даних [3]. На основі Prozorro був створений модуль автоматичного виявлення ризиків (BI Prozorro), який застосовує набір формалізованих індикаторів ризику: відсутність конкурентів, швидке скасування торгів, незвично високі ціни, перемоги одного постачальника тощо [4]. Хоча система не використовує повноцінні алгоритми ШІ, вона демонструє ефективність автоматизованого контролю.

Концептуальна архітектура такої системи включає:

- інтеграцію даних з відкритих джерел (Prozorro, Dozorro, BI Prozorro).
- передобробку: очищення даних, злиття однакових учасників, нормалізація цін.
- аналітичний модуль ШІ: класифікація тендерів, обрахунок індикаторів ризику, побудова соціальних графів.
- візуалізацію: інтерактивні дашборди для аналітиків, індикатори для прийняття рішень.
- зворотній зв'язок: експертна оцінка результатів системи, донавчання моделей.

Використання такої системи може зменшити ручне втручання, прискорити виявлення порушень і посилити аналітичні функції державних органів.

Незважаючи на потенціал, впровадження ШІ у сферу публічних закупівель стикається з такими проблемами:

- якість даних: наявність помилок, дублювання, неповні записи;
- відсутність верифікованих міток для навчання моделей (наприклад, «цей тендер був корупційним»);
- опір системним змінам з боку зацікавлених сторін.

Водночас ці виклики можуть бути подолані шляхом розвитку відкритих даних, участі громадських ініціатив, підтримки міжнародних партнерів і залучення наукової спільноти.

Більшість корупційних ризиків несуть фінансові наслідки - порушення, які призводять до завищення вартості закупівель, неефективного використання бюджетних коштів, також можна визначити соціальні наслідки - зниження якості наданих послуг, і репутаційні наслідки - зменшення довіри громадськості до органів влади та бізнесу.

Штучний інтелект не є панацеєю у боротьбі з корупцією, однак він створює новий рівень інструментів для її виявлення і стримування. Інтеграція аналітичних систем у процес прийняття рішень у сфері закупівель дозволяє не тільки мінімізувати ризики, але й забезпечити більш прозору, ефективну та економічно обґрунтовану політику використання публічних ресурсів.

### *Список використаних джерел*

1. World Bank (2016). *Benchmarking public procurement 2017: Assessing public procurement regulatory systems in 180 economies*. World Bank. URL: <https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/2673f7f9-cd3b-5cae-a0c6-f473cb3ce61f>
2. Transparency International (2024). *Corruption Perceptions Index 2024: Ukraine*. Transparency International. URL: <https://www.transparency.org/en/cpi/2024/index/ukr>
3. *Тендери на платформі Prozorro*. URL: <https://prozorro.gov.ua/uk/search/tender>
4. *BI-модуль аналітики публічних закупівель*. URL: <https://bi.prozorro.org/sense/app/1f2fb8d4-ac88-45b7-8221-4da29f70d788/overview>

**Науковий керівник: Безкоровайний В. С.**, к.е.н., доцент.

*Васильєва Л.В.*, к.т.н., доцент  
Київський національний економічний  
університет імені Вадима Гетьмана  
[liudmyla\\_vasylieva@kneu.edu.ua](mailto:liudmyla_vasylieva@kneu.edu.ua)

*Швиденко Д. Ю.*, здобувач другого (магістерського) рівня вищої освіти  
Київський національний економічний  
університет імені Вадима Гетьмана  
[rapax.deus@gmail.com](mailto:rapax.deus@gmail.com)

## **ОСНОВНІ ПРОБЛЕМИ ОБРОБКИ АУДІОСИГНАЛІВ В СИСТЕМАХ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

Обробка аудіосигналів є критичною складовою сучасних систем машинного навчання та штучного інтелекту, що застосовуються в розпізнаванні мовлення, музики та інших аудіоджерел. Незважаючи на значний прогрес у цій галузі, існує низка технічних проблем, які потребують подальшого дослідження та вирішення.

Основні проблеми обробки аудіосигналів включають: обмеженість даних для навчання; варіативність мовлення та акцентів; обробка мовлення в шумних середовищах; етичні та культурні аспекти обробки мовлення; обчислювальні ресурси та енергоефективність; інтеграція з іншими модальностями.

Однією з головних проблем є обмеженість анотованих даних для навчання моделей. Для багатьох мов та діалектів такі ресурси або відсутні, або представлені у недостатньому обсязі, що значно ускладнює створення ефективних систем розпізнавання [1]. Основними причинами цього є висока вартість збору й анотації аудіоданих, юридичні обмеження на використання мовних корпусів, а також недостатній рівень цифровізації малопоширених мов. Крім того, якість доступних аудіокорпусів часто є неоднорідною, що може призводити до перекосів у навчанні моделей. Наприклад, більшість загальнодоступних мовних баз даних містять переважно стандартні акценти й вимову, у той час як діалектні варіації або мови з низьким ресурсним забезпеченням представлені фрагментарно. Це ускладнює розробку універсальних алгоритмів, здатних працювати з широким спектром мовних варіацій [1]. Один із підходів до вирішення цієї проблеми – використання методів перенесення навчання (transfer learning), коли моделі, попередньо натреновані на великих обсягах