



Отримано: 09 червня 2024 р.

Прорецензовано: 20 червня 2024 р.

Прийнято до друку: 23 червня 2024 р.

e-mail: yevgenkotukh@gmail.com

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

e-mail: maks_kor@ukr.net

ORCID-ідентифікатор: <https://orcid.org/0000-0001-8049-4730>

e-mail: marina.riabokin@gmail.com

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

e-mail: aleksey.blyuma@gmail.com

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

e-mail: saszk@gmail.com

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

DOI: 10.25264/2311-5149-2024-33(61)-47-61

Котух С. В., Коробчинський М. В., Рябокiнь М. В., Блюма О. В., Денисюк О. М. Методи та засоби прогнозування руху коштів місцевих бюджетів з використанням штучного інтелекту. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка» : науковий журнал*. Острог : Вид-во НаУОА, червень 2024. № 33(61). С. 47–61.

УДК: 336.14:330.46:352/354

JEL-класифікація: H72, H73, H74, C10, C11, C41, C53

Котух Євген Володимирович,

*доктор наук з державного управління, кандидат технічних наук, доцент, професор кафедри кібербезпеки,
Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»*

Коробчинський Максим Володимирович,

*доктор технічних наук, професор, начальник другої кафедри,
другого навчального інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка,
Міністерство оборони України*

Рябокiнь Марина Валеріївна,

*кандидат економічних наук, доцент, проректор з навчально-методичної роботи,
Київський інститут бізнесу та технологій*

Блюма Олексій Валерійович,

*директор приватного підприємства
«Інформаційно-аналітичний центр комп'ютерних фінансових технологій «Фінтех-Черкаси»»*

Денисюк Олександр Мирославович,

*аспірант кафедри комп'ютерної інженерії,
Відкритий міжнародний університет розвитку людини «УКРАЇНА»*

**МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ПРОГНОЗУВАННЯ РУХУ КОШТІВ МІСЦЕВИХ БЮДЖЕТІВ
З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

У статті досліджено проблеми недостатньо ефективного механізму прогнозування руху коштів та стану ліквідності на котлових рахунках місцевих бюджетів. Виклики, з якими зіткнулися місцеві фінансові органи, охоплюють нерівномірність надходжень доходів, сезонні коливання видатків, складність управління залишками коштів на рахунках, а також потребу в оперативному коригуванні бюджетних показників. Автори аналізують можливість застосування штучного інтелекту та сучасних моделей прогнозування, зокрема моделі LSTM, для покращення точності фінансових прогнозів та забезпечення стабільності бюджетного процесу. Висновки вказують на важливість збору та обробки високоякісних даних для побудови ефективних прогнозних моделей.

Ключові слова: ліквідність, прогнозування, місцевий бюджет, фінансові показники, машинне навчання, штучний інтелект, інновації.

Yevgen Kotukh,

*Doctor of Public Administration, PhD, associate professor,
Professor of the department of cybersecurity,
National Technical University «Dnipro Polytechnic»*

Maksym Korobchynskiy,

*DrSc, PhD, professor, Head of the second department, second educational institute,
Military-Diplomatic Academy named after Eugene Bereznyak, Ministry of Defense of Ukraine*

Maryna Riabokin,

*PhD, associate professor, Vice-rector for educational and methodological work,
Kyiv Institute of Business and Technologies*



Oleksiy Blyuma,

*Head of the Private Enterprise Information and Analytical
Center of Computer Financial Technologies «Fintech-Cherkasy»*

Oleksandr Denysiuk,

*postgraduate student of the department of computer engineering
Open International University of Human Development "Ukraine"*

METHODS AND TOOLS FOR FORECASTING THE CASH FLOW OF LOCAL BUDGETS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The article addresses the inefficiencies in the mechanisms for forecasting cash flows and managing liquidity in local budget boiler accounts, necessitating a revision of liquidity management practices. Financial decentralization has posed numerous challenges for local financial authorities, including the need to maintain sufficient cash balances in local budget accounts to ensure financing and payment of obligations with minimal costs. Effective management of cash reserves and forecasting the revenue base of local budgets are also critical.

The authors emphasize the importance of applying modern forecasting methods, such as machine learning and neural networks, which enable faster and more accurate financial data analysis and forecasting. Special attention is given to data preprocessing and automation, algorithm selection, model training, and performance evaluation. The article also examines the liquidity management concept developed by the Ministry of Finance of Ukraine for 2020-2023 and its impact on improving public finance management practices.

This article underscores the need to implement effective forecasting and liquidity management methods to ensure the stability and efficiency of the financial system at both local and state levels.

Keywords: *liquidity, forecasting, local budget, financial indicators, machine learning, artificial intelligence, innovation.*

Постановка проблеми. У 2020 р. Міністерством фінансів України була розроблена та представлена концепція управління ліквідністю на 2020–2023 рр. Метою концепції було створення необхідних умов для впровадження ефективного механізму управління грошовими коштами, тобто вчасне виконання зобов'язань клієнтів Казначейства за мінімально можливих витрат.

Відповідно до законодавчих вимог та в рамках здійснення парламентського контролю Комітет з питань бюджету 19 червня 2024 р. розглянув звіт Кабінету Міністрів України про виконання Закону «Про Державний бюджет України на 2023 рік». Комітет з питань бюджету направив Кабінету Міністрів України у вигляді рекомендацій доручення, передбачені у зазначеному проекті постанови Верховної Ради України, зокрема рекомендовано Уряду, серед іншого – здійснювати постійний моніторинг єдиного казначейського рахунку (ЄКР) та його коштів, залучених до загального фонду державного бюджету, забезпечувати їх послідовне повернення з дотриманням вимог бюджетного законодавства, а також застосувати дієві інструменти щодо поліпшення ліквідності такого рахунку [1].

Податкові надходження державного бюджету у 2022 р. скоротилися на 14,2 %, тоді як видатки зросли на 81,4 %. І все це в той час, коли Україна втратила доступ до міжнародних ринків капіталу. Війна звела нанівець здобутки від значної фіскальної консолідації, досягнутої з 2017 р., протягом якої державний та гарантований державою борг скоротився з близько 81 % ВВП у 2016 р. до 49 % у 2021 р. Внаслідок значних запозичень, а також падіння номінального ВВП, загальний державний борг сягнув 77,8 % ВВП на кінець 2022 р. Надалі Україні потрібно буде забезпечити достатні запаси ліквідності, задовольнити свої потреби у фінансуванні та відновити боргову стійкість у середньостроковій перспективі. Лише на 2023 р. нагальні потреби для швидкого відновлення у пріоритетних сферах, визначених Урядом, Світовим банком, Європейською Комісією та ООН у спільному звіті RDNA3, становили близько 13,9 млрд євро. Потреба у фінансуванні з Державного бюджету на 2024–2026 рр. становить 115 млрд євро. У 2024–2026 рр. Україна продовжить фокусуватися на залученні довгострокового пільгового зовнішнього фінансування та максимізації частки грантів офіційного сектору. Так, планується залучити пільгових зовнішніх позик на суму 87 млрд євро [2]. Таким чином завдання забезпечення ліквідності та прогнозування руху коштів на ЄКР набуло ще більшої актуальності. В умовах, коли деякі громади зазнали окупації, руйнувань та живуть в умовах відбудови, особливо чутливим стає питання планування та виконання місцевих бюджетів, а також прогнозування витрат та надходжень на котлові рахунки. Стаття розглядає можливості застосування методів штучного інтелекту в якості математичної основи для прогнозування руху коштів на котлових рахунках та забезпечення ліквідності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні наукові дослідження мають ряд публікацій, присвячених питанням прогнозування ліквідності місцевих бюджетів із застосуванням різних математичних методів та алгоритмів машинного навчання. І. А. Балюк у статті [3] розглядає підходи до прогнозування ліквідності місцевих бюджетів на основі аналізу часових рядів відповідних показників. Т. А. Васильєва,



С. В. Леонов, С. М. Макуха [4] досліджують застосування інтелектуальних методів, зокрема нейронних мереж, для прогнозування ліквідності місцевих бюджетів. О. Л. Пластун, С. М. Макаренко [5] розглядають використання методів машинного навчання для прогнозування дефіциту/профіциту місцевих бюджетів як показника їх ліквідності. У статті [6] О. М. Парубець, М. А. Сендзюк аналізують застосування методів інтелектуального аналізу даних, зокрема алгоритмів машинного навчання, для прогнозування показників місцевих бюджетів. О. М. Воронкова в [7] аналізує застосування методів машинного навчання для прогнозування фінансових показників діяльності бюджетних установ. А. В. Матвійчук в монографії [8] розглядає питання моделювання та прогнозування регіонального розвитку, зокрема прогнозування показників місцевих бюджетів. О. М. Парубець, М. А. Сендзюк у дослідженні [6] розглядають застосування методів інтелектуального аналізу даних, зокрема алгоритмів машинного навчання, для прогнозування показників місцевих бюджетів. М. О. Козлова [9] досліджує можливості застосування методів інтелектуального аналізу даних, зокрема машинного навчання, для підтримки прийняття рішень у бюджетній сфері. Автори статті в працях [14–20] досліджували практичні аспекти здійснення бюджетного процесу на місцевому рівні з використанням програмного забезпечення ППК «Місцевий бюджет».

Впровадження та реалізація механізмів управління ліквідністю єдиного рахунку нерозривно пов'язані з діяльністю Державної казначейської служби України, спрямованою на вдосконалення системи бюджетних платежів та підвищення ефективності управління фінансовими ресурсами держави за допомогою єдиного казначейського рахунку. Як показав аналіз економічної літератури, на державному рівні активно застосовуються методи управління ліквідністю єдиного казначейського рахунку [13].

Незважаючи на активну роботу Державної казначейської служби України зі створення умов для ефективного управління ліквідністю єдиного казначейського рахунку, теоретичні та методологічні дослідження в цьому напрямі на рівні місцевих громад практично відсутні. У звіті [10] оприлюдненого Міністерства фінансів України зазначено, що функція казначейства в Україні діє ефективно та буде вдосконалюватися шляхом більш точного прогнозування грошових потоків на основі оцінок бюджетних установ відповідно до нових правил, затверджених Кабінетом Міністрів України (КМУ). Міністерство фінансів, як було зазначено під час засідання Керівного комітету Багатосторонньої координаційної платформи донорів для України у Берліні [11], вживає заходи щодо підтримки ліквідності бюджету, які охоплюють перерозподіл ПДФО з місцевих бюджетів до спецфонду держбюджету та запровадження податку на надприбутки банків, а також збільшення запозичень на внутрішньому борговому ринку.

Проблема вибору ефективних методів та засобів прогнозування показників ліквідності місцевих бюджетів потребує глибшого дослідження.

Мета і завдання дослідження: дослідити можливості застосування методів штучного інтелекту у вирішенні завдань прогнозування витратків місцевих бюджетів.

Сучасні технології, такі як штучний інтелект (AI) і машинне навчання (ML), а також широке використання систем прийняття рішень, розпізнавання шаблонів і чат-ботів можуть бути застосовані на рівні методологічного забезпечення аналізу та прогнозування рівнів ліквідності з метою оптимізації резерву ліквідності та підвищення ефективності використання коштів ЄКР. Як і в будь-якій сфері, використання AI/ML, підготовка даних та автоматизація завдань агрегації даних є критично важливими для успішного впровадження та підвищення ефективності цих технологій.

У цій статті ми досліджуємо практичні приклади застосування штучного інтелекту для управління ліквідністю. Прогнозування ліквідності, розглянуте в дослідженні, може бути поступово вдосконалене шляхом підвищення деталізації вхідних даних та включення макроекономічних факторів до аналізу.

Виклад основного матеріалу. В 2020 р. Міністерство фінансів України оприлюднило Концепцію з управління ліквідністю на 2020–2023 рр. [12]. Проблеми недостатньо ефективного механізму прогнозування руху коштів та стану ліквідності на рахунках Державного казначейства України підштовхували до перегляду практики управління ліквідністю.

В умовах фінансової децентралізації, ключовою ознакою місцевих бюджетів є його самостійність, що полягає у спроможності органів місцевого самоврядування самостійно складати, затверджувати та виконувати місцеві бюджети в контексті покладених на них функцій і забезпечення розвитку регіонів і територіальних громад. Проте, набувши такої самостійності, місцеві фінансові органи зіткнулися з численними викликами, включаючи потребу у наявності інструментів та засобів аналізу явищ і процесів щодо формування, розподілу та використання різних грошових фондів, прогнозування дохідної бази місцевих бюджетів з метою забезпечення ефективного здійснення витратків для задоволення потреб соціально-економічного розвитку територіальної громади. Враховуючи це, місцеві фінансові органи потребують ефективної методології прогнозування показників ліквідності місцевих бюджетів.



Одночасно, спостерігається чітка тенденція до цифровізації усіх економічних процесів, поряд з широким впровадженням штучного інтелекту (ШІ) та різних інтелектуальних методів автоматизації. Комерційний сектор вже активно використовує ці технології у своїй щоденній діяльності. Яскравими прикладами є рішення про надання кредитів на основі ШІ, чат-боти, ідентифікація та відстеження підозрілих транзакцій, управління ризиками тощо.

Таким чином, у контексті прогнозування ліквідності, постає питання: чи може штучний інтелект бути корисним для здійснення аналізу та прогнозування ліквідності та відповідних коефіцієнтів? Говорячи про прогнозування майбутніх значень коефіцієнтів або ключових показників ефективності (КПІ), ми маємо на увазі часові ряди, наприклад, зміну коефіцієнта покриття ліквідності з часом. Для обробки даних часових рядів зазвичай використовуються статистичні та економетричні методи. Сьогодні точаться численні дискусії щодо можливостей ШІ та методів машинного навчання (ML) у прогнозуванні показників ліквідності.

Ефективне управління ліквідністю вимагає здатності прогнозувати щоденні потоки руху коштів на ЄКР, переслідуючи дві основні цілі:

1. Для полегшення впорядкованого досягнення цільових показників виконання бюджету; забезпечення безперешкодного фінансування передбачених бюджетом видатків без затримок; раннього попередження про наявність будь-яких проблем
2. Для розробки стратегій активного керування ліквідністю.

Прогнозування потоків коштів притаманне всім сучасним державним системам управління потоками коштів.

Прогнозування потоків коштів дає можливість:

- скорочення середніх залишків коштів на рахунках;
- зниження чистої вартості запозичень – відсотки за залишками коштів на рахунках завжди менші, ніж відсотки за залученими маржинальними кредитами;
- можливість отримати відсотки за тимчасовим надлишком коштів на рахунках;
- зниження тиску на операції Національного Банку України, які здійснюються в рамках грошово-кредитної політики;

У цьому контексті прогнозування руху коштів – процес, призначений для оцінки майбутніх вхідних і вихідних потоків державних коштів у цілях здійснення дій, необхідні забезпечення постійного наявності достатніх коштів задоволення чистих потреб уряду, і навіть забезпечення найбільш вигідного використання коштів у періоди, коли виникає їх чистий надлишок.

Однією з гіпотез статті є гіпотеза, яка полягає в тому, чи можуть удосконалені алгоритми штучного інтелекту перевершити поточні статистичні методи. Для відповіді на це питання необхідно розглянути кілька аспектів:

1. Надзвичайна динаміка часових рядів. Непередбачувані зміни та раптові стрибки у фінансових даних стали новою реальністю, що відображає ефект «чорного лебедя». З початком повномасштабної агресії росії податкові надходження до державного бюджету України у 2022 р. зменшилися на 14,2 %, тоді як видатки зросли на 81,4 %. Внаслідок запозичень та падіння номінального ВВП, загальний державний борг сягнув 77,8 % ВВП на кінець 2022 р. Надалі Україні необхідно забезпечити достатні запаси ліквідності [13].

2. Обмеження статистичних методів. Традиційні статистичні методи ґрунтуються на жорстких припущеннях щодо властивостей часових рядів, і часто не враховують такі характеристики фінансових даних, як нелінійність, випадковість і нерегулярна періодичність. Цей аспект дає перевагу методам машинного навчання, які здатні враховувати сезонність та інші показники.

Отже, питання про переваги вдосконалених алгоритмів штучного інтелекту над традиційними статистичними методами залишається відкритим і потребує детального аналізу та емпіричного дослідження.

Методи штучного інтелекту не замінюють економетричну теорію, а спрямовують її розвиток і долають деякі її обмеження. Найважливішою властивістю систем на основі ШІ є здатність конкретної моделі адаптуватися до вхідних даних. Коли з'являються нові значення часових рядів – модель автоматично розпізнає ці зміни, навчається на них і, за необхідності, коригує свої параметри. Економетричні методи можуть бути достатньо ефективними для досягнення успіху у фінансовому секторі на даний момент, але довгостроковий успіх у бізнесі вимагає використання машинного навчання.

Перш ніж зануритися в специфіку штучного інтелекту та його застосування для моделювання і прогнозування показників ліквідності, варто зазначити, що сталість бюрократичних процесів, відсутність кваліфікованих кадрів, обмеженість у розвитку компетенцій, перевага застарілих підходів та систем створюють реальну проблему для впровадження інтелектуальної автоматизації. Для розкриття повного потенціалу штучного інтелекту потрібні надійні дані. Зокрема, автоматизація обміну інформацією між



інформаційними системами Державного казначейства та місцевих фінансових органів є ключовим фактором успішного впровадження інтелектуальних технологій на рівні місцевих бюджетів.

У цій статті ми розглядаємо основні аспекти використання штучного інтелекту для прогнозування ліквідності, зокрема:

1. Підходи до моделювання фінансових показників і визначення ризиків ліквідності:
 - розгляд сучасних методів ШІ, таких як нейронні мережі, дерева рішень, та методи ансамблю;
 - вивчення гібридних моделей, що поєднують економетричні та методи ШІ для більш точного моделювання фінансових показників;
 - аналіз використання алгоритмів глибокого навчання для виявлення складних закономірностей у фінансових даних.
2. Необхідні кроки до інтелектуальної автоматизації Міністерства фінансів України та фінансових органів місцевих громад:
 - оцінка існуючих систем та інфраструктури з метою визначення готовності до впровадження інтелектуальних рішень;
 - створення надійної бази даних, забезпечення якості та повноти даних;
 - розробка стратегій поступового впровадження автоматизованих систем з використанням алгоритмів штучного інтелекту, починаючи з найважливіших процесів;
 - постійне навчання персоналу для ефективного використання нових технологій та інструментів.

Впровадження сучасних технологій може допомогти удосконалити управління ліквідністю та підвищити ефективність фінансових операцій.

Ліквідність СКР визначається як здатність відповідного бюджету у визначений часовий період здійснювати оплату своїх зобов'язань [13]. Процес управління ліквідністю котлових рахунків місцевого бюджету передбачає:

- забезпечення достатнього обсягу грошових коштів на котлових рахунках місцевого бюджету для гарантованого фінансування та оплати його зобов'язань з мінімальними супутніми витратами;
- ефективне управління залишками грошових коштів на котлових рахунках бюджету.

Існує кілька сучасних методів, які можна використовувати для побудови моделей прогнозування в завданнях забезпечення ліквідності. Методи з використанням машинного навчання та нейронних мереж забезпечують швидке, більш цілісне та пов'язане розуміння інформації порівняно з традиційними статистичними методами. Вони спрямовані на виявлення закономірностей у даних для покращення фінансового прогнозування.

Незалежно від методу, що має бути використаний, будь-яка загальна модель ШІ складається з п'яти кроків, які не залежать від вибору алгоритму:

1. Попередня обробка та автоматизація даних – цей крок гарантує, що дані, які використовуються для цілей моделювання, є репрезентативними, високоякісними та керованими. Вилучення, трансформація, накопичення та подальше очищення даних займає близько 80 % часу, витраченого на роботу зі штучним інтелектом.
2. Вибір функції та вибір алгоритму – це передбачає перетворення обгрунтованої проблеми в набір даних/зразки та визначення змінних, що цікавлять. Вибір алгоритму залежить від характеру даних і завдань, які потрібно вирішити.
3. Навчання алгоритму – цей етап охоплює підгонку алгоритму до отриманих даних і точне налаштування його параметрів. Навчання алгоритму дозволяє йому знаходити закономірності та робити прогнози на основі наданих даних.
4. Оцінка продуктивності – продуктивність моделі оцінюється за допомогою вибраних показників, з метою переконатися, що бізнес-аналіз і процес AI/ML були успішні. Це може містити точність, повноту, F1-міру та інші релевантні метрики.
5. Застосування моделі – на цьому етапі модель впроваджується у промислову експлуатацію, де вона використовується для отримання прогнозів або прийняття рішень у реальному часі.

Для успішного застосування сучасних моделей існують загальні вимоги, які мають бути виконані:

1. Наявність даних (якісних, міткових) є критично важливою, особливо у випадку навчання під наглядом, оскільки моделі з використання штучного інтелекту не програмуються, а «навчаються» на цих даних.
2. Якість даних – дані мають бути правильними, повними та своєчасно наданими, щоб забезпечити точність і надійність моделі.
3. Репрезентативність даних – вхідні дані для навчання та тестування мають бути репрезентативними для фактичних даних, з якими модель буде працювати у виробництві, щоб забезпечити значущість результатів.



4. Обчислювальна потужність – обрана методологія може вимагати значної обчислювальної потужності, особливо для глибокого навчання.

Таким чином, розуміючи всі обмеження та вимоги, спробуємо побудувати практичні моделі та зробити порівняльний аналіз результатів, отриманих за допомогою моделей, що досліджуються.

Як було стверджено вище, на вибір моделі суттєвим чином впливають доступність, якість та повнота даних. В цьому контексті можна припустити, що якість даних на рівні місцевих бюджетів відрізняється від якості даних державного бюджету. Цьому є ґрунтовне пояснення:

1. Результатом децентралізації стало утворення територіальних громад, які створені в межах адміністративних кордонів різних селищ та міст та не мають відповідної історії накопичення та збереження даних в цифровому машиночитаному вигляді.

2. Місцеві бюджети є самостійними суб'єктами бюджетного процесу та мають бути зацікавлені у впровадженні та використанні сучасних методів та засобів створення, зберігання, розповсюдження та використання даних в машиночитаних форматах, що створюються та трансформуються в процесі планування та виконання бюджетних зобов'язань.

З урахуванням вимог та обмежень методів ШІ запропонуємо та розглянемо простий випадок з метою ознайомлення фахівців з прогнозування та управління ліквідністю з можливостями моделей.

У якості вхідних даних візьмемо статтю витрат територіальної громади обласного рівня щодо заробітної плати, статистичну інформацію щодо фактичних нарахувань з 2014 р. по 2023 р. (табл. 1), а також інформацію щодо розпису за 2024 р. та частину доступних фактичних даних за поточний рік (табл. 2).

Природа даних щодо статті витрат по фонду заробітної плати має сезонність (фонд оплати працівників освіти та нарахування в літні місяці, річне преміювання в грудні тощо). В листопаді 2023 р. Верховна Рада України прийняла Закон України «Про державний бюджет України на 2024 рік». Закон встановлює з 1 січня 2024 р. мінімальну заробітну плату у розмірі 7100 грн, з 1 квітня – 8000 грн, що в погодинному розмірі становить: з 1 січня – 42,6 грн, з 1 квітня – 48 грн.

Таблиця 1

Фактичні витрати за 2014–2023 рр. по статті витрат фонду заробітної плати територіальної громади обласного рівня*

| Рік | Січень | Лютий | Березень | Квітень | Травень | Червень | Липень | Серпень | Вересень | Жовтень | Листопад | Грудень |
|------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 2014 | 5272399,5 | 5280432,4 | 6089100,0 | 7178221,9 | 6620861,6 | 11620683,2 | 4305589,9 | 4378312,2 | 5873394,6 | 6384073,9 | 5968178,0 | 7544422,4 |
| 2015 | 5964997,1 | 5974085,3 | 6888981,7 | 8121173,9 | 7490597,1 | 13147209,8 | 4871184,7 | 4953459,9 | 6644940,7 | 7222704,3 | 6752175,1 | 8535479,5 |
| 2016 | 6276666,1 | 6286229,1 | 7248928,5 | 8545502,3 | 7881978,0 | 13834146,7 | 5125702,3 | 5212276,4 | 6992136,4 | 7600888,0 | 7104973,8 | 8981455,2 |
| 2017 | 13851952,7 | 13873057,2 | 15997635,4 | 18859039,6 | 17394710,2 | 30530530,7 | 11311894,8 | 11502954,8 | 15430921,7 | 16772608,0 | 15679942,1 | 19821142,5 |
| 2018 | 16115881,2 | 16140435,0 | 18612248,9 | 21941313,9 | 20237658,1 | 35520364,3 | 13160682,6 | 13382968,9 | 17952913,0 | 19513881,2 | 18242632,6 | 23060660,5 |
| 2019 | 18063812,1 | 18091333,7 | 20861916,4 | 24593366,3 | 22683789,2 | 39813720,1 | 14751417,8 | 15000571,9 | 20122886,3 | 21872529,2 | 20447624,5 | 25848008,6 |
| 2020 | 20444616,5 | 20475765,4 | 23611510,0 | 27834763,8 | 25673505,0 | 45061155,1 | 16695649,7 | 16977642,3 | 22775076,0 | 24755321,2 | 23142614,5 | 29254767,5 |



Продовження таблиці 1

| | | | | | | | | | | | | |
|------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 2021 | 25972411,3 | 26011982,3 | 29995566,4 | 35360699,3 | 32615081,6 | 57244745,0 | 21209802,7 | 21568040,2 | 28932978,2 | 31448640,1 | 29399891,4 | 37164642,2 |
| 2022 | 25167025,0 | 29419543,5 | 27332694,2 | 27534900,2 | 24209541,5 | 35471134,2 | 30608759,2 | 20098376,6 | 25189657,7 | 28097773,4 | 26445539,9 | 42623714,4 |
| 2023 | 26417973,1 | 25834666,0 | 26684881,4 | 27316399,6 | 32084622,5 | 45242928,8 | 18718745,0 | 24245565,5 | 28995377,2 | 28795240,3 | 28819661,5 | 48540895,1 |

*Джерело: побудовано авторами на основі даних статей видатків Черкаської ОДА.

Не дивлячись на той факт, що Державним Бюджетом передбачено зміну розміру мінімальної заробітної плати з липня 2024 р. з 7100 грн до 8000 грн постанова № 23 від 2 січня 2024 р. не передбачає змін до посадових окладів працівника І тарифного розряду Єдиної тарифної сітки. Моделі можуть враховувати факт, що видатки на заробітну плату мають кореляцію з показником мінімального розміру оплати праці за ЄТС і можуть бути побудовані з урахуванням даних значень.

Таблиця 2

Фактичні витрати за січень–квітень 2024 р. по статті витрат фонду заробітної плати територіальної громади обласного рівня*

| Рік | Січень | Лютий | Березень | Квітень |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 2024 | 29168252,57 | 30765111,97 | 31397237,46 | 33034505,46 |

*Джерело: побудовано авторами на основі даних статей видатків Черкаської ОДА.

Враховуючи, що дані являють собою часові ряди, спробуємо побудувати для них прогностичні показники з використанням моделі Prophet (адаптивного підходу до прогнозування часових рядів), SARIMA (комплексної моделі часових рядів), моделі Холта-Вінтерса, також відомої як потрійне експоненційне згладжування, що використовується для часових рядів з трендом та сезонністю, а також модель LSTM – спеціальний вид рекурентних нейронних мереж (RNN).

Prophet – це модель прогнозування часових рядів, розроблена командою Data Science компанії Facebook (тепер Meta). Ця модель базується на декомпозиційному підході, який розділяє часовий ряд на три основні компоненти: тренд, сезонність та свята. Prophet використовує адитивну модель, де ці компоненти комбінуються для створення прогнозу. Prophet складається з трьох основних компонентів:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t) \quad (1)$$

де: $y(t)$ – прогнозоване значення, $g(t)$ – функція тренду, $s(t)$ – сезонна компонента, $h(t)$ – компонента свят, $\varepsilon(t)$ – компонента помилки.

Розглянемо кожен компонент детальніше:

1. Першим компонентом є тренд $g(t)$: Prophet пропонує два типи трендів: кусково-лінійний тренд:

$$g(t) = (k + a(t)^T \delta)t + (m + a(t)^T \gamma) \quad (2)$$

та логістичний тренд:

$$g(t) = C(t) / (1 + \exp(-(k + a(t)^T \delta)(t - (m + a(t)^T \gamma)))) \quad (3)$$

де k – загальний коефіцієнт росту, δ – вектор коригування швидкості, m – зсув, γ – вектор коригування зсуву, $a(t)$ – вектор змінних індикаторів для змінних точок, $C(t)$ – ємність.

У випадку, що розглядається, враховуючи загальну зростаючу тенденцію даних витрат, Prophet використовує кусково-лінійний тренд, який може адаптуватися до змін у швидкості росту.



2. Другим компонентом є сезонність $s(t)$: Сезонність моделюється за допомогою ряду Фур'є:

$$s(t) = \sum [a_n \cos(2\pi n t / P) + b_n \sin(2\pi n t / P)] \quad (4)$$

де P – період сезонності (у нашому випадку 12 для річної сезонності),

n – порядок ряду Фур'є.

Модель враховує річну сезонність ($P=12$), що відповідає місячним даним. Кількість термів у ряді Фур'є (n) автоматично визначається моделлю для найкращого підгону.

3. Третім компонентом є компонент свят $h(t)$:

$$h(t) = Z(t)k, \quad (5)$$

де $Z(t)$ – матриця індикаторів для кожного свята,

k – вектор коефіцієнтів для кожного свята.

Вплив цієї компоненти на прогноз відсутній, бо ми не корелюємо витрати на зарплату зі святами в нашому випадку.

Процес моделювання містить наступні кроки:

1. Підгонка моделі: Prophet використовує байєсівський підхід з MCMC (Markov Chain Monte Carlo) для оцінки параметрів моделі.

2. Прогнозування: Після оцінки параметрів, модель генерує прогнози шляхом екстраполяції компонентів $g(t)$, $s(t)$, $h(t)$ на майбутні дати.

3. Інтервали невизначеності: Prophet генерує інтервали невизначеності, симулюючи багато можливих майбутніх траєкторій.

Модель також дозволяє користувачеві легко додавати власні регресори та налаштовувати різні параметри прогнозування. Наприклад, можна врахувати застосування коефіцієнта сезонності 1,127 (збільшення величини заробітної плати) з квітня 2024 р. Це зовнішнє коригування, яке застосовується після отримання прогнозу від Prophet:

$$y_{\text{adjusted}}(t) = y(t) * 1.127 \quad (6)$$

для всіх t починаючи з певного періоду часу в 2024 р.

Це дозволяє врахувати очікувану зміну в сезонному патерні, яка не могла бути передбачена моделлю на основі історичних даних. Prophet підходить для випадку, що розглядається, оскільки вона може обробляти нерегулярні часові ряди, враховувати сезонність і тренд, а також автоматично виявляти зміни в трендах. Однією з ключових особливостей Prophet є його робастність до пропущених даних та викидів, а також здатність автоматично виявляти зміни в тренді. Модель використовує байєсівський підхід для оцінки параметрів моделі. Це дозволяє отримувати не лише точкові прогнози, але й інтервали довіри, що є критично важливим для оцінки невизначеності прогнозу. Модель демонструє здатність генерувати прогнози, які можна використовувати для планування та прийняття фінансових рішень. Результати та графічне відображення результатів роботи моделі представлені на рис. 1.

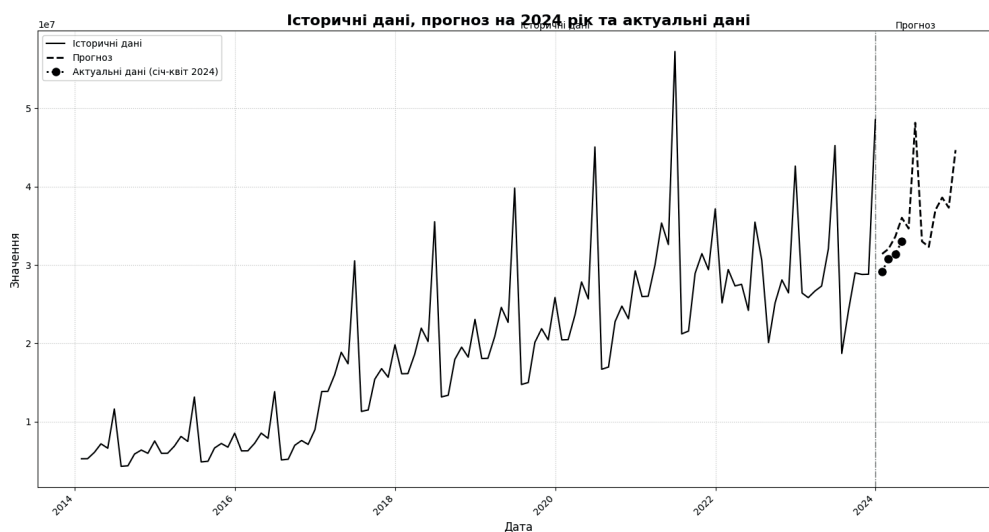


Рис. 1. Прогнозування витратів по фонду заробітної плати за допомогою моделі Prophet*

*Джерело: побудовано авторами в програмній IDE PyCharm з використанням мови Python.



Проте, варто зазначити, що, як і будь-яка модель, Prophet має свої обмеження. Зокрема, вона може бути менш ефективною для дуже коротких часових рядів або для рядів з високою волатильністю. Аналіз отриманих даних дозволяє зробити висновок про помірну точність прогнозування за умов великого набору вихідних даних, а також розуміння тренду.

Модель SARIMA – комплексна модель часових рядів, яка об'єднує кілька компонентів: AR (AutoRegressive) – авторегресійна частина, I (Integrated) – інтегрована частина, MA (Moving Average) – частина ковзного середнього, S (Seasonal) – сезонна компонента.

Модель SARIMA позначається як SARIMA (p,d,q) (P,D,Q) m, де:

- p – порядок авторегресії,
- d – порядок різниці (інтегрування),
- q – порядок ковзного середнього,
- P, D, Q – сезонні еквіваленти p, d, q,
- та m – кількість періодів у сезонному циклі.

У нашому випадку, ми використали SARIMA (1,1,1) (1,1,1,12), що означає:

1. Несезонна частина (1,1,1): AR(1): авторегресія першого порядку, I(1): перша різниця, MA(1): ковзне середнє першого порядку.

2. Сезонна частина (1,1,1,12): SAR(1): сезонна авторегресія першого порядку, SI(1): сезонна перша різниця, SMA(1): сезонне ковзне середнє першого порядку, період сезонності: 12 (місячні дані).

Математично це можна записати так:

$$(1 - \varphi_1 B)(1 - \Phi_1 B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})y_t = (1 + \theta_1 B)(1 + \Theta_1 B^{12})\varepsilon_t \quad (7)$$

де: B – оператор зсуву назад ($By_t = y_{t-1}$),

φ_1 – параметр несезонної авторегресії,

Φ_1 – параметр сезонної авторегресії,

θ_1 – параметр несезонного ковзного середнього,

Θ_1 – параметр сезонного ковзного середнього,

ε_t – білий шум.

Процес моделювання охоплює:

1. Різницювання даних:

$$(1 - B)(1 - B^{12})y_t \quad (8)$$

2. Це робиться для видалення тренду та сезонності.

3. Оцінка параметрів φ_1 , Φ_1 , θ_1 , Θ_1 Зазвичай використовується метод максимальної правдоподібності.

4. Діагностика моделі Перевірка залишків на відповідність білому шуму.

5. Прогнозування Використання оціненої моделі для передбачення майбутніх значень.

У нашому випадку модель враховує короткострокові залежності (через AR(1) і MA(1)), довгострокові сезонні патерни (через SAR(1) і SMA(1)), загальний тренд (через різницювання).

Ця модель підходить для наших даних, які мають чітку сезонність (12 місяців) і загальний зростаючий тренд.

Застосування коефіцієнта сезонності 1,127 з липня 2024 р. – це додаткове коригування, яке не є частиною самої моделі SARIMA, але враховує очікувані зміни в сезонному патерні.

Використання моделі SARIMA (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average) для прогнозування часових рядів у контексті дослідження прогнозування руху коштів для місцевих бюджетів має ряд суттєвих переваг:

1. Модель особливо ефективна для часових рядів з вираженою сезонною складовою, що є характерним для багатьох економічних та фінансових показників. Модель здатна виявляти та моделювати як короткострокові, так і довгострокові сезонні патерни, що притаманні фінансовій сфері в процесі планування основних видатків та надходжень місцевих бюджетів. Як результат це підвищує точність прогнозів (див. рис. 2).

2. Модель дозволяє окремо налаштовувати параметри для трендової (несезонної) та сезонної складових ряду, що забезпечує високу адаптивність до різних типів даних. Модель може ефективно працювати з нестационарними часовими рядами, приводячи їх до стаціонарного вигляду шляхом диференціювання. Модель враховує автокореляцію в даних, що дозволяє виявляти та моделювати залежності між поточними значеннями ряду та його попередніми значеннями. Вважаємо практичним та цікавим напрямом розглянути можливість прогнозування інших за природою часових рядів в наступних роботах.



На відміну від багатьох методів машинного навчання, метод SARIMA надає чітку статистичну основу для інтерпретації результатів, що важливо для наукового аналізу. Модель здатна генерувати прогнози на кілька періодів вперед, що особливо цінно для стратегічного планування бюджетних видатків та надходжень. Модель надає довірчі інтервали для прогнозів, що дозволяє оцінити рівень невизначеності у передбаченнях.

Враховуючи характер представлених даних, застосування моделі SARIMA є обґрунтованим вибором для отримання надійних та інтерпретованих прогнозів.

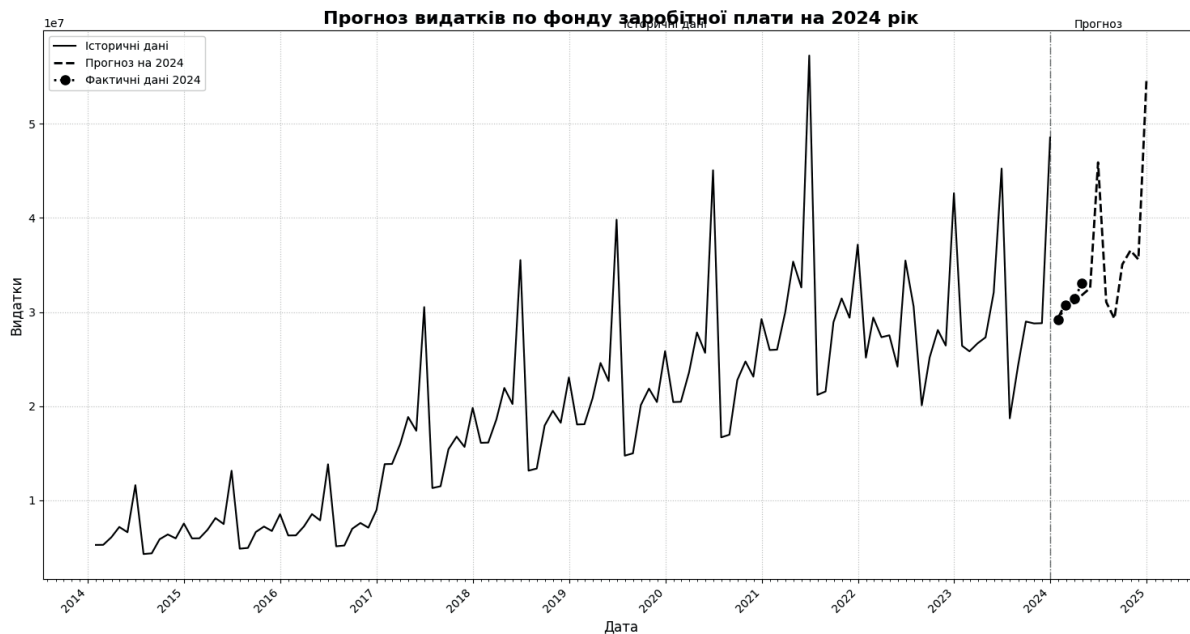


Рис. 2. Прогнозування видатків по фонду заробітної плати за допомогою моделі SARIMA*

*Джерело: побудовано авторами в програмній IDE PyCharm з використанням мови Python.

Аналіз отриманих даних дозволяє зробити висновок про більшу в порівнянні з моделлю Prophet точність прогнозування з використанням моделі SARIMA за умов великого набору вихідних даних, але з певними зауваженнями до чутливості кореляції та розуміння тренду.

Модель Холта-Вінтерса, також відома як потрійне експоненційне згладжування, використовується для часових рядів з трендом та сезонністю. Є потужним інструментом для прогнозування часових рядів, особливо тих, які демонструють сезонність. Аналіз переваг та недоліків запропонованої моделі у контексті наукового дослідження дозволяє зробити наступні висновки:

1. Модель ефективно вимірює сезонні патерни в даних, що є значимими для багатьох економічних та екологічних часових рядів.
2. Модель постійно адаптується до змін у тренді та сезонності, що робить її сталою до прогнозування структурних змін у даних.
3. Компоненти моделі (рівень, тренд, сезонність) легко інтерпретуються, що полегшує розуміння структури даних.
4. Модель часто демонструє високу точність для короткострокових прогнозів та працює навіть з відносно короткими часовими рядами.
5. Вибір початкових параметрів може значно вплинути на результати, що потребує ретельного налаштування, це також впливає на точність моделі, що знижується для довгострокових прогнозів.
6. Модель передбачає, що сезонний патерн залишається стабільним – це може внести додаткову ентропію і зробити результати прогнозування нереалістичними для деяких процесів.
7. Модель може не впоратися з нелінійними трендами або з нерегулярними циклами та має обмежену здатність враховувати екзогенні змінні.

На рис. 3 представлені результати прогнозування видатків по фонду заробітної плати за допомогою моделі Холта-Вінтерса.

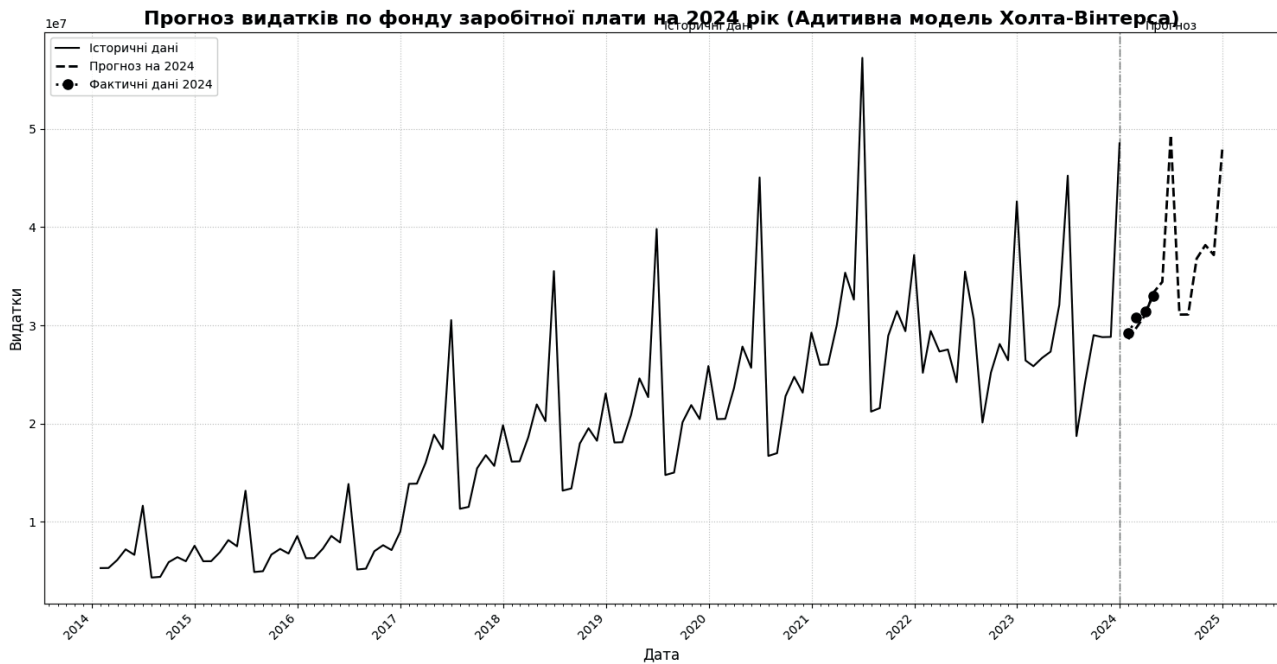


Рис. 3. Прогнозування видатків по фонду заробітної плати за допомогою моделі Холта-Вінтерса*

*Джерело: побудовано авторами в програмній IDE PyCharm з використанням мови Python.

У нашому випадку, ми використали адитивну модель Холта-Вінтерса, яка має переваги над мільтиплікативною, враховуючи природу часового ряду. Беручи до уваги постійну амплітуду сезонних коливань, лінійність тренду, відсутність зростання варіації з часом, стабільність при низьких значеннях та досвід кореляційно-регресійного аналізу даних, адитивна модель демонструє більшу точність в результатах моделювання. Модель працює наступним чином та використовує базові сутності: рівень:

$$L_t = \alpha(Y_t - S_t - m) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + bt - 1), \quad (9)$$

тренд:

$$bt = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)bt - 1, \quad (10)$$

сезонність:

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-m}, \quad (11)$$

прогноз:

$$\hat{Y}_{t+h} = L_t + hbt + S_t - m + h, \quad (12)$$

де: Y_t – фактичне значення в момент часу t ,

L_t – згладжений рівень у момент часу t ,

bt – оцінка тренду в момент часу t ,

S_t – оцінка сезонності в момент часу t , m – кількість періодів у сезонному циклі (у нашому випадку 12, оскільки дані місячні),

α, β, γ – параметри згладжування ($0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$),

h – кількість періодів вперед для прогнозування,

\hat{Y}_{t+h} – прогноз на h періодів вперед.

Модель реалізує наступні кроки обчислень:

1. Ініціалізація: L_0 – зазвичай встановлюється як середнє перших кількох спостережень, b_0 – може бути встановлений як різниця між середніми двох перших сезонів, $S_0, S_{-1}, \dots, S_{-m+1}$: обчислюються з перших кількох сезонних циклів.

2. Оптимізація параметрів: Параметри α, β, γ оптимізуються для мінімізації помилки прогнозу, зазвичай використовуючи метод найменших квадратів або максимальної правдоподібності.



3. Ітеративне оновлення: На кожному кроці t оновлюються значення L_t , b_t , S_t за наведеними вище формулами.

4. Прогнозування: Використовуючи останні оцінки L_t , b_t , S_t , робляться прогнози на майбутні періоди. В нашому випадку встановлені наступні обмеження:

1. Сезонність (m) встановлена на 12, оскільки дані місячні.

2. Модель враховує зростаючий тренд, який спостерігається в даних.

3. Сезонні коливання враховуються адитивно, що означає, що величина сезонних коливань приблизно постійна з часом.

4. Застосування коефіцієнта сезонності 1,127 з липня 2024 р.: Це додаткове коригування, яке не є частиною стандартної моделі Холта-Вінтерса. Воно застосовується після отримання прогнозу:

$$\hat{Y}_t^{\text{adjusted}} = \hat{Y}_t * 1.127 \quad (13)$$

для всіх t починаючи з квітня 2024 р.

Це коригування враховує очікувану зміну в сезонному патерні, яка не могла бути передбачена моделлю на основі історичних даних.

Аналіз отриманих даних дозволяє зробити висновок, що модель Холта-Вінтерса має ще більшу точність прогнозування у порівнянні з моделями Prophet та SARIMA. Але має значні обмеження щодо неможливості опрацювати довготривалі прогнозні періоди з очікуваною точністю.

Розглянемо останню модель. LSTM – це спеціальний вид рекурентних нейронних мереж (RNN), здатний вивчати довгострокові залежності. LSTM працює наступним чином: LSTM складається з чотирьох основних компонентів – вхідний вентиль (input gate), вентиль забування (forget gate), вихідний вентиль (output gate), клітинний стан (cell state).

Для часового кроку t :

a) Вентиль забування:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (14)$$

b) Вхідний вентиль:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad \tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (15)$$

c) Оновлення клітинного стану:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (16)$$

d) Вихідний вентиль:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (17)$$

де: σ – сигмоїдна функція, \tanh – гіперболічний тангенс,

W – вагові матриці,

b – вектори зміщення,

x_t – вхідний вектор на часовому кроці

h_{t-1} – прихований стан на часовому кроці t ,

C_t – клітинний стан на часовому кроці t .

Покрокове застосування до нашого випадку відбувається наступним чином.

1. Підготовка даних: дані нормалізуються за допомогою MinMaxScaler до діапазону $[0, 1]$, потім створюються послідовності довжиною 12 ($look_back = 12$), що відповідає річній сезонності.

2. Моделювання архітектури моделі: вхідний шар приймає послідовності довжиною 12 з одним значенням на кожен часовий крок. LSTM шар з 50 нейронами – обробляє послідовності та вивчає часові залежності. Щільний шар з 1 нейроном – генерує прогноз на наступний часовий крок.

3. Навчання: модель навчається мінімізувати середньоквадратичну помилку між прогнозованими та фактичними значеннями. Використовується оптимізатор Adam для коригування ваг.

4. На завершальному етапі моделюється прогноз – модель використовує останні 12 місяців даних для прогнозування наступного місяця. Цей процес повторюється 48 разів для отримання 4-річного прогнозу.

Для нашого випадку модель враховує особливості даних, а саме:

1. LSTM може вивчити річну сезонність завдяки використанню 12-місячних послідовностей.

2. Модель здатна захопити довгострокові тренди в даних.

3. LSTM може моделювати складні нелінійні залежності в часовому ряді.

4. Прогнози перетворюються назад у початковий масштаб за допомогою `inverse_transform`.

5. Застосовується коефіцієнт сезонності 1,127 з липня 2024 р. для врахування очікуваних змін у сезонному патерні.

На рис. 4 надана графічна інтерпретація прогнозування видатків по фонду заробітної плати за допомогою моделі LSTM.



Рис. 4. Прогнозування видатків по фонду заробітної плати за допомогою моделі LSTM*

*Джерело: побудовано авторами в програмній IDE PyCharm з використанням мови Python.

Аналіз дозволяє зробити висновки, що LSTM особливо добре підходить для нашого випадку, оскільки вона може вловити складні часові залежності, сезонність і тренди, які присутні у нашому часовому ряді. Однак, як і з будь-якою моделлю машинного навчання, якість прогнозу залежить від якості та репрезентативності навчальних даних, тому цікавою прикладною задачею є збір та підготовка даних про рух коштів та статті видатків місцевих бюджетів за більший період, а за неможливості моделювання таких даних з достатньою для побудови моделі LSTM точністю.

Висновки. У статті актуалізовано питання розробки сучасних методів управління ліквідністю з використанням моделей прогнозування руху коштів на котлових рахунках місцевих бюджетів. Одним з найбільш актуальних завдань місцевих фінансових органів в контексті забезпечення бюджетного процесу є побудова прогнозів в рамках середньострокового прогнозування. Продемонстровані переваги моделі з використанням ШІ над регресійними моделями числових рядів в завданні довгострокового планування є очевидно перспективними для застосування місцевими фінансовими органами. У результаті практичної реалізації моделей з використанням вихідних даних на прикладі статті витрат по заробітній платі, отримано графічні інтерпретації роботи моделей та проаналізовано відмінності прогнозних та актуальних даних. Більш практичною та цікавою майбутньою задачею є збір достатньої кількості даних для побудови більших моделей, що дозволило б, у рамках наукової роботи, надати рекомендації щодо практичної реалізації запропонованих рішень моделювання процесів управління ліквідністю місцевих бюджетів з використанням ШІ.

Література:

1. Верховна Рада України. (2024). Висновки по законопроектам. Retrieved from https://budget.rada.gov.ua/news/Zakonoproektna_robota/Visnovki_ZP_golovni_9skl/78530.html
2. Verkhovna Rada Ukrainy. (2024). Vysnovky po zakonoproektam. [Conclusions on draft laws]. Retrieved from https://budget.rada.gov.ua/news/Zakonoproektna_robota/Visnovki_ZP_golovni_9skl/78530.html [in Ukrainian].
3. Міністерство економіки України. (2024). План дій Ukraine Facility. Retrieved from <https://www.ukrainefacility.me.gov.ua/wp-content/uploads/2024/03/plan-ukraine-facility.pdf>
4. Ministerstvo ekonomiky Ukrainy. (2024). Plan dii Ukraine Facility. [Ukraine Facility Action Plan]. Retrieved from <https://www.ukrainefacility.me.gov.ua/wp-content/uploads/2024/03/plan-ukraine-facility.pdf> [in Ukrainian].
5. Балюк, І. А. (2019). Прогнозування ліквідності місцевих бюджетів з використанням методів часових рядів. *Фінанси України*, (8), 84-98.



- Baliuk, I. A. (2019). Prohnozuvannya likvidnosti mistsevykh byudzhativ z vykorystannyam metodiv chasovykh ryadiv. [Forecasting the liquidity of local budgets using time series methods]. *Finansy Ukrainy*, (8), 84-98. [in Ukrainian].
4. Васильєва, Т. А., Леонов, С. В., & Макуха, С. М. (2021). Інтелектуальні методи прогнозування ліквідності місцевих бюджетів. *Регіональна економіка*, (1), 112-122.
- Vasilyeva, T. A., Leonov, S. V., & Makuha, S. M. (2021). Intelktualni metody prohnozuvannya likvidnosti mistsevykh byudzhativ. [Intelligent methods of forecasting the liquidity of local budgets]. *Rehionalna ekonomika*, (1), 112-122. [in Ukrainian].
5. Пластун, О. Л., & Макаренко, С. М. (2022). Застосування методів машинного навчання для прогнозування дефіциту/профіциту місцевих бюджетів. *Актуальні проблеми економіки*, (2), 178-189.
- Plastun, O. L., & Makarenko, S. M. (2022). Zastosuvannya metodiv mashynnoho navchannya dlya prohnozuvannya defitsytu/profitsytu mistsevykh byudzhativ. [Application of machine learning methods for forecasting the deficit/surplus of local budgets]. *Aktualni problemy ekonomiky*, (2), 178-189. [in Ukrainian].
6. Парубець, О. М., & Сендзюк, М. А. (2017). Інструментарій інтелектуального аналізу даних для прогнозування місцевих бюджетів. *Актуальні проблеми економіки*, (4), 292-301.
- Parubets, O. M., & Sendzyuk, M. A. (2017). Instrumentariy intelektualnoho analizu danykh dlya prohnozuvannya mistsevykh byudzhativ. [Tools of intellectual data analysis for forecasting local budgets]. *Aktualni problemy ekonomiky*, (4), 292-301. [in Ukrainian].
7. Воронкова, О. М. (2021). Прогнозування фінансових показників діяльності бюджетних установ з використанням методів машинного навчання. *Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки*, (2), 143-149.
- Voronkova, O. M. (2021). Prohnozuvannya finansovykh pokaznykiv diyalnosti byudzhethnykh ustanov z vykorystannyam metodiv mashynnoho navchannya. [Forecasting financial indicators of budgetary institutions using machine learning methods]. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Ekonomichni nauky*, (2), 143-149. [in Ukrainian].
8. Матвійчук, А. В. (2015). Моделювання та прогнозування соціально-економічного розвитку регіонів України: Монографія. Київ: Центр учбової літератури.
- Matviychuk, A. V. (2015). Modelyuvannya ta prohnozuvannya sotsialno-ekonomichnoho rozvytku rehioniv Ukrainy: Monohrafiya. [Modeling and forecasting the socio-economic development of regions of Ukraine: Monograph]. Kyiv: Tsentri uchbovoyi literatury. [in Ukrainian].
9. Козлова, М. О. (2019). Інтелектуальний аналіз даних у процесі прийняття рішень щодо регулювання бюджетної сфери. *Ефективна економіка*, (12).
- Kozlova, M. O. (2019). Intelktualnyi analiz danykh u protsesi pryynyattya rishen shchodo rehulyuvannya byudzhethnoyi sfery. [Intellectual data analysis in decision-making for budget regulation]. *Efektivna ekonomika*, (12). [in Ukrainian].
10. Міністерство фінансів України. (n.d.). Звіт програми SIGMA. Retrieved from [https://mof.gov.ua/storage/files/%D0%97%D0%B2%D1%96%D1%82_%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D0%BC%D0%B8_SIGMA_\(%D1%83%D0%BA%D1%80\).pdf](https://mof.gov.ua/storage/files/%D0%97%D0%B2%D1%96%D1%82_%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D0%BC%D0%B8_SIGMA_(%D1%83%D0%BA%D1%80).pdf)
- Ministerstvo finansiv Ukrainy. (n.d.). Zvit prohramy SIGMA. [SIGMA program report]. Retrieved from [https://mof.gov.ua/storage/files/%D0%97%D0%B2%D1%96%D1%82_%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D0%BC%D0%B8_SIGMA_\(%D1%83%D0%BA%D1%80\).pdf](https://mof.gov.ua/storage/files/%D0%97%D0%B2%D1%96%D1%82_%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D0%BC%D0%B8_SIGMA_(%D1%83%D0%BA%D1%80).pdf) [in Ukrainian].
11. Міністерство фінансів України. (n.d.). Minister of Finance outlines key areas for further operation of the multi-agency donor coordination platform during the steering committee meeting in Berlin. Retrieved from https://mof.gov.ua/uk/news/minister_of_finance_outlines_key_areas_for_further_operation_of_the_multi-agency_donor_coordination_platform_during_the_steering_committee_meeting_in_berlin-4643
- Ministerstvo finansiv Ukrainy. (n.d.). Minister of Finance outlines key areas for further operation of the multi-agency donor coordination platform during the steering committee meeting in Berlin. Retrieved from https://mof.gov.ua/uk/news/minister_of_finance_outlines_key_areas_for_further_operation_of_the_multi-agency_donor_coordination_platform_during_the_steering_committee_meeting_in_berlin-4643.
12. Кабінет Міністрів України. (2020). Розпорядження від 23.09.2020 № 1375-р. Retrieved from <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1375-2020-%D1%80#Text>
- Kabinet Ministriv Ukrainy. (2020). Rozporyadzhennya vid 23.09.2020 № 1375-r. [Order from 23.09.2020 № 1375-r]. Retrieved from <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1375-2020-%D1%80#Text> [in Ukrainian].
13. Котух, С., Рябокін, М., & Блюма, О. (2024). Аналіз нормативно-правового забезпечення управління ліквідністю місцевих бюджетів територіальних громад. Міжнародна науково-практична інтернет-конференція “Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення” (випуск 90), 9-10 липня.
- Kotukh, Ye., Riabokin, M., & Blyuma, O. (2024). Analiz normatyvno-pravovoho zabezpechennya upravlinnya likvidnistyu mistsevykh byudzhativ terytorialnykh hromad. [Analysis of regulatory support for managing the liquidity of local budgets of territorial communities]. *Mizhnarodna naukovopraktychna internet-konferentsiya “Informatsiine suspilstvo: tekhnolohichni, ekonomichni ta tekhnichni aspekty stanovlennya”* (vypusk 90), 9-10 lypnya. [International Scientific and Practical Internet Conference «Information Society: Technological, Economic and Technical Aspects of Formation» (issue 90), July 9-10]. [in Ukrainian].
14. Hordei, O., Riabokin, M., Kotukh, Y., Novytska, O., Kozii, N., & Kuchma, O. (2024). Public Finance Management Under the Conditions of Martial Law: Ukrainian Case. In Musleh Al-Sartawi, A. M. A., & Nour, A. I. (Eds.), *Artificial*



Intelligence and Economic Sustainability in the Era of Industrial Revolution 5.0. Studies in Systems, Decision and Control (Vol. 528). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-56586-1_13

15. Гордей, О., Рябокiнь, М., Новицька, О., Котух, Є., & Козій, Н. (2022). Особливості складання пропозицій до прогнозу бюджетів об'єднаних територіальних громад. Збірник наукових праць Державного податкового університету: електронне наукове видання, (2), 6-38. <https://doi.org/10.33244/2617-5940.2.2022.6-38>

Hordei, O., Riabokin, M., Novytska, O., Kotukh, Ye., & Kozii, N. (2022). Osoblyvosti skladannya propozyziy do prohnozu byudzhetiv obiednanykh terytorialnykh hromad. [Features of making proposals for the forecast of the budgets of united territorial communities]. Zbirnyk naukovykh prats Derzhavnoho podatkovoho universytetu: elektronne naukove vydannya, (2), 6-38. <https://doi.org/10.33244/2617-5940.2.2022.6-38>. [in Ukrainian].

16. Гордей, О., Рябокiнь, М., Новицька, О., Котух, Є., & Блюма, О. (2022). Практика подання бюджетних запитів в інформаційно-програмному комплексі «Місцевий бюджет». Економічний аналіз, 32(4), 103-114. <https://doi.org/10.35774/econa2022.04.103>

Hordei, O., Riabokin, M., Novytska, O., Kotukh, Ye., & Blyuma, O. (2022). Praktyka podannya byudzhetnykh zapytiv v informatsiyno-prohramnomu kompleksi «Mistsevyy byudzhet». [The practice of submitting budget requests in the information-program complex «Local Budget»]. Ekonomichnyi analiz, 32(4), 103-114. <https://doi.org/10.35774/econa2022.04.103>. Retrieved from <https://www.econa.org.ua/index.php/econa/article/view/2932>. [in Ukrainian].

17. Рябокiнь, М. В., Гордей, О. Д., Новицька, О. В., Котух, Є. В., & Козій, Н. С. (2022). Особливості бюджетного процесу в умовах воєнного стану. Економіка і регіон, (4)(87), 275-281. [https://doi.org/10.26906/EiR.2022.4\(87\).2809](https://doi.org/10.26906/EiR.2022.4(87).2809)

Riabokin, M. V., Hordei, O. D., Novytska, O. V., Kotukh, Ye. V., & Kozii, N. S. (2022). Osoblyvosti byudzhetnoho protsesu v umovakh voiennoho stanu. [Features of the budget process under martial law]. Ekonomika i rehion, (4) (87), 275-281. [https://doi.org/10.26906/EiR.2022.4\(87\).2809](https://doi.org/10.26906/EiR.2022.4(87).2809). Retrieved from <http://journals.nupp.edu.ua/eir/article/view/2809/2217>. [in Ukrainian].

18. Гордей, О. Д., Рябокiнь, М. В., Котух, Є. В., Новицька, О. В., & Козій, Н. С. (2023). Управління фінансовими ресурсами об'єднаних територіальних громад в умовах адаптивних змін законодавства під час воєнного стану. Економіка України, (3), 24-36. <https://doi.org/10.15407/economyukr.2023.03.024>

Hordei, O. D., Riabokin, M. V., Kotukh, Ye. V., Novytska, O. V., & Kozii, N. S. (2023). Upravlinnya finansovymy resursamy obiednanykh terytorialnykh hromad v umovakh adaptivnykh zmin zakonodavstva pid chas voiennoho stanu. [Management of financial resources of united territorial communities under conditions of adaptive legislative changes during martial law]. Ekonomika Ukrainy, (3), 24-36. <https://doi.org/10.15407/economyukr.2023.03.024>. [in Ukrainian].

19. Гордей, О. Д., Рябокiнь, М. В., Котух, Є. В., & Новицька, О. В. (2023). Середньострокове бюджетне планування в територіальних громадах. Економічний вісник університету, (56), 162-174. <https://doi.org/10.31470/2306-546X-2023-56-162-174>

Hordei, O. D., Riabokin, M. V., Kotukh, Ye. V., & Novytska, O. V. (2023). Serednostrokovye byudzhetne planuvannya v terytorialnykh hromadakh. [Medium-term budget planning in territorial communities]. Ekonomichnyi visnyk universytetu, (56), 162-174. <https://doi.org/10.31470/2306-546X-2023-56-162-174>. [in Ukrainian].

20. Гордей, О. Д., Рябокiнь, М. В., Котух, Є. В., Новицька, О. В., & Блюма, О. В. (2023). Управління залишками на рахунках територіальних громад в Інформаційно-програмному комплексі «Місцевий бюджет». Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка»: науковий журнал, (28)(56), 58-68. [https://doi.org/10.25264/2311-5149-2023-28\(56\)-58-68](https://doi.org/10.25264/2311-5149-2023-28(56)-58-68)

Hordei, O. D., Riabokin, M. V., Kotukh, Ye. V., Novytska, O. V., & Blyuma, O. V. (2023). Upravlinnya zalyshkamy na rakhunkakh terytorialnykh hromad v Informatsiyno-prohramnomu kompleksi «Mistsevyy byudzhet». [Management of balances on the accounts of territorial communities in the Information-program complex «Local Budget»]. Naukovi zapysky Natsionalnoho universytetu «Ostrozhka akademiya». Seriya «Ekonomika»: naukovyi zhurnal, (28)(56), 58-68. [https://doi.org/10.25264/2311-5149-2023-28\(56\)-58-68](https://doi.org/10.25264/2311-5149-2023-28(56)-58-68). [in Ukrainian].