

УДК 005.52:658.7:004.8

DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.206.10-16>**Альошкіна Л.П.**кандидат економічних наук
Уманський національний університет**Alioshkina Liudmila**

PhD in Economic Sc.

Uman National University

<https://orcid.org/0000-0002-1647-0141>**Пітель Н.Я.**кандидат економічних наук
Уманський національний університет**Pitel Nina**

PhD in Economic Sc.

Uman National University

<https://orcid.org/0000-0002-5320-1522>

НАУКОВО-МЕТОДИЧНИЙ ПІДХІД ДО ОПТИМІЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ ЛАНЦЮГАМИ ПОСТАЧАННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

У цій статті досліджується застосування методів штучного інтелекту (ШІ) для прогнозування попиту в логістичних системах. Розглянуто основні підходи, включаючи машинне навчання, нейронні мережі та аналіз часових рядів. Проведено огляд актуальної літератури (2019–2025 рр.), який висвітлює сучасні тенденції та виклики у цій галузі. Аналітична частина включає порівняння ефективності різних моделей ШІ на основі їх точності та обчислювальної складності. Розроблено експериментальну гібридну архітектуру LSTM-CNN з механізмом уваги й зовнішніми факторами (погода, календарні події), а також виконано порівняльний аналіз із базовими моделями ARIMA, Prophet та Gradient Boosting. Результати на відкритому наборі даних M5 Forecast та виробничих даних холододового ланцюга показали зниження sMAPE на 18 % і MAE – на 22 % порівняно з класичними підходами. Запропоновано методологію прогнозування попиту з використанням комбінації рекурентних нейронних мереж (RNN) та алгоритмів градієнтного бустингу. Отримані висновки підтверджують доцільність інтеграції ШІ-рішень у логістичні системи для оптимізації логістичних процесів та окреслюють напрями подальших досліджень, зокрема застосування графових нейронних мереж і пояснюваного ШІ.

Ключові слова: управління логістичними системами, оптимізація, штучний інтелект, прогнозування попиту, логістичні системи, ланцюги постачання машинне навчання, глибинне навчання, нейронні мережі, гібридні моделі, холододовий ланцюг, LSTM, CNN, інтелектуальне моделювання, цифрова трансформація, прийняття управлінських рішень.

SCIENTIFIC AND METHODOLOGICAL APPROACH TO OPTIMIZING SUPPLY CHAIN MANAGEMENT USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS

This article explores the application of artificial intelligence (AI) methods for demand forecasting in logistics systems. The purpose of this article is to develop a scientific and methodological approach to optimizing supply chain management based on artificial intelligence models, which improves the efficiency of planning, forecasting, and coordinating logistics processes. The methodological basis of the study is a scientific and methodological approach to optimizing supply chain management, which combines systemic, process, and intellectual-analytical levels of analysis of logistics processes. The systemic approach allows us to consider the supply chain as a complex of interrelated elements (manufacturers, warehouses, transport hubs, distributors, consumers), whose activities are aimed at achieving a common goal – increasing the efficiency and adaptability of the logistics system. The process approach involves structuring logistics operations in the form of continuous processes of planning, forecasting, transportation, storage, and distribution. The intellectual-analytical approach, which is central to this study, is implemented through the use of artificial intelligence models to improve decision-making, increase the accuracy of forecasts, and minimize risks in supply chains. The study

ISSN друкованої версії: 2224-6282

ISSN електронної версії: 2224-6290

© Альошкіна Л.П., Пітель Н.Я., 2025

examines the main approaches, including machine learning, neural networks, and time series analysis. A review of current literature (2019–2025) is provided, highlighting contemporary trends and challenges in this field. The analytical part includes a comparison of the effectiveness of different AI models based on their accuracy and computational complexity. An experimental hybrid LSTM CNN architecture with an attention mechanism and external factors (weather, calendar events) has been developed, and a comparative analysis with the basic ARIMA, Prophet, and Gradient Boosting models has been performed. A methodology for demand forecasting using a combination of recurrent neural networks (RNN) and gradient boosting algorithms has been proposed. The conclusions confirm the feasibility of integrating AI solutions into logistics systems to optimize logistics processes and outline directions for further research, in particular the application of graph neural networks and explainable AI.

Keywords: logistics systems management, optimization, artificial intelligence, demand forecasting, logistics systems, supply chains, machine learning, deep learning, neural networks, hybrid models, cold chain, LSTM, CNN, intelligent modeling, digital transformation, management decision making.

JEL classification: C45, C53, M11, L23, O32.

Постановка проблеми. Сучасні ланцюги постачання функціонують в умовах високої динамічності зовнішнього середовища, зростання обсягів даних, цифровізації процесів і глобальної конкуренції. У таких умовах ключовим завданням управління є забезпечення адаптивності, стійкості та ефективності логістичних процесів. Традиційні підходи до прогнозування попиту, планування запасів і управління потоками ресурсів дедалі частіше виявляються недостатніми для своєчасного реагування на коливання ринку. Саме тому у світовій науковій і практичній спільноті спостерігається підвищений інтерес до застосування технологій штучного інтелекту (ШІ) як інструменту інтеграції процесів управління ланцюгами постачання.

Моделі машинного та глибинного навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі (RNN, LSTM), алгоритми градієнтного бустингу (XGBoost) та їх гібридні архітектури, відкривають нові можливості для аналітики часових рядів, прогнозування попиту, оптимізації розподілу ресурсів і прийняття управлінських рішень у реальному часі. Проте наукова проблема полягає у формуванні цілісного науково-методичного підходу до їх інтеграції в управлінські системи логістичних підприємств, який би поєднував теоретичні засади, математичне моделювання та практичну реалізацію.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження підтверджують ефективність використання моделей штучного інтелекту в управлінні ланцюгами постачання. Зокрема, у працях Chopra & Meindl [1], Christopher [2] і Stadtler [3] визначено концептуальні засади оптимізації логістичних систем. Методологію машинного навчання для прогнозування попиту розглянуто у роботах Hyndman & Athanasopoulos [4] та Makridakis et al. [5], які підкреслюють важливість поєднання статистичних і нейронних методів.

Останніми роками значна увага приділяється гібридним моделям. Так, дослідження Zhang et al. [6] та Bandara et al. [7] демонструють, що поєднання нейронних мереж і дерев рішень підвищує точність прогнозування на 15–25%.

Науковці, зокрема Syntetos et al. [8], підкреслюють обмеження класичних моделей у контексті високочастотних змін попиту та великої кількості товарних позицій. Дослідження Wang і Zhang [9] показує, що нейронні мережі LSTM здатні моделювати складні часові

залежності в роздрібній торгівлі, значно перевершуючи ARIMA. У свою чергу, автори систематичного огляду Saha et al. [10] виявили, що понад 65 % публікацій у період 2019-2023 рр. акцентують увагу на гібридних архітектурах, що поєднують кілька типів ШІ-моделей. Підвищення актуальності має також пояснювана аналітика (XAI), яку просувають такі дослідники, як Molnar [11], у зв'язку з потребою у прозорості прогнозів для прийняття управлінських рішень.

Дослідження Ivanov і Dolgui [12] підтверджують ефективність застосування цифрових двійників (digital twins) для управління ризиками й підвищення стійкості ланцюгів постачання. Вони зазначають, що інтеграція таких моделей із методами штучного інтелекту дозволяє створювати віртуальні симуляційні середовища, де можна тестувати сценарії порушення постачання й оцінювати наслідки управлінських рішень у режимі реального часу. Узагальнення цих підходів створює основу для розроблення науково-методичної моделі оптимізації управління ланцюгами постачання із застосуванням інтелектуальних технологій.

Однак, попри наявні наукові напрацювання, залишається невирішеною проблема інтеграції моделей штучного інтелекту у єдину науково-методичну систему оптимізації управління ланцюгами постачання, яка б одночасно враховувала специфіку логістичних даних, взаємозалежність операційних процесів та вимоги до адаптивності систем у динамічному середовищі. Більшість досліджень зосереджується на окремих аспектах – прогнозуванні попиту, управлінні запасами чи транспортній логістиці, – тоді як питання комплексного поєднання інтелектуальних моделей у практичних умовах функціонування логістичних підприємств залишаються недостатньо розкритими. Саме ця прогалина зумовлює необхідність розроблення науково-методичного підходу до оптимізації управління ланцюгами постачання із застосуванням моделей штучного інтелекту, що і визначає мету даної статті.

Мета статті полягає у розробленні науково-методичного підходу до оптимізації управління ланцюгами постачання на основі моделей штучного інтелекту, що забезпечує підвищення ефективності планування, прогнозування та координації логістичних процесів.

Наукова новизна дослідження полягає у формуванні структурно-логічного підходу до оптимізації управління ланцюгами постачання на основі гібридних

моделей III, що враховує специфіку даних логістичних систем і взаємозв'язок між прогнозуванням попиту та операційним плануванням. Практична значущість полягає у можливості використання розробленої методики для вдосконалення систем підтримки прийняття рішень у логістичних компаніях різних рівнів.

Виклад основних результатів дослідження. Методологічну основу дослідження становить науково-методичний підхід до оптимізації управління ланцюгами постачання, який поєднує системний, процесний та інтелектуально-аналітичний рівні аналізу логістичних процесів.

Так, системний підхід дозволяє розглядати ланцюг постачання як комплекс взаємопов'язаних елементів (виробники, склади, транспортні вузли, дистриб'ютори, споживачі), діяльність яких спрямована на досягнення спільної мети – підвищення ефективності та адаптивності логістичної системи.

В свою чергу, процесний підхід передбачає структурування логістичних операцій у вигляді безперервних процесів планування, прогнозування, транспортування, зберігання та дистрибуції.

А саме, застосування інтелектуально-аналітичного підходу, який є центральним у цьому дослідженні, реалізується через застосування моделей штучного інтелекту для вдосконалення прийняття рішень, підвищення точності прогнозів і мінімізації ризиків у ланцюгах постачання.

Методика дослідження базується на послідовному виконанні взаємопов'язаних етапів, що забезпечують цілісність процесу побудови та оцінювання моделей штучного інтелекту в системі управління ланцюгами постачання.

- *На першому етапі* здійснювався попередній аналіз вихідних даних, який включав їх очищення, нормалізацію, побудову часових рядів та визначення ключових ознак, що формують динаміку попиту. Цей етап мав на меті підготовку структурованих вхідних даних для подальшого моделювання.

- *Другий етап* полягав у навчанні моделей штучного інтелекту, де було реалізовано побудову трьох аналітичних моделей із налаштуванням гіперпараметрів. Для цього застосовувався оптимізатор Adam зі швидкістю навчання 0.001, розміром пакета 64, протягом 50 епох, із використанням механізму дострокового завершення навчання (early stopping = 5). Зазначений підхід забезпечував баланс між точністю моделі та запобіганням перенавчанню.

- *На третьому етапі* проводилося оцінювання точності побудованих моделей шляхом використання процедури крос-валідації TimeSeriesSplit ($k = 5$), що дало змогу перевірити узагальнювальну здатність алгоритмів. Для кількісного вимірювання якості прогнозування використовувалися метрики MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error), sMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error) та WSPL (Weighted Scaled Pinball Loss).

- *Четвертий етап* охоплював порівняльний аналіз ефективності моделей LSTM, XGBoost та гібридної архітектури LSTM-XGBoost за критеріями

точності прогнозування, обчислювальної складності, стійкості до сезонних коливань і здатності до адаптації в динамічному середовищі. Проведене зіставлення дозволило визначити методологічні переваги кожного з підходів та обґрунтувати доцільність використання комбінованих рішень у логістичних системах.

- *Заключним етапом* дослідження була інтерпретація отриманих результатів, спрямована на виявлення ключових факторів впливу на попит і формування практичних рекомендацій щодо впровадження інтелектуальних моделей у систему управління ланцюгами постачання логістичної компанії ZAMMLER Group.

Отже, в цілому узагальнена методологічна схема дослідження передбачає наявність трьох взаємопов'язаних рівнів: аналітичного, що охоплює процеси збору, очищення та підготовки даних; моделювального, який включає побудову, навчання та оцінювання ефективності моделей штучного інтелекту; та управлінського, спрямованого на інтеграцію результатів прогнозування у процеси планування та оптимізації логістичних операцій. Такий підхід забезпечує комплексність і наукову обґрунтованість дослідження, що поєднує теоретичну методологію з практичними інструментами аналітичної підтримки управлінських рішень.

Об'єктом для впровадження інтелектуальних моделей у систему управління ланцюгами постачання нами обрано ZAMMLER Group – українську 3PL-логістичну компанію з міжнародною присутністю, яка надає повний комплекс логістичних послуг: транспортно-експедиційне обслуговування, митне оформлення, складську логістику та дистрибуцію. Компанія має понад 15 років досвіду на ринку та мережу логістичних хабів в Україні, Польщі, Німеччині та Китаї. У своїй діяльності ZAMMLER Group активно впроваджує цифрові рішення, спрямовані на підвищення ефективності управління ланцюгами постачання, зокрема модулі прогнозування попиту на основі штучного інтелекту.

У рамках цифрової трансформації пропонуємо ZAMMLER Group впровадити системи прогнозування попиту, що засновані на використанні моделей штучного інтелекту. Для дослідження нами було обрано три основні підходи до моделювання:

- ✓ Рекурентну нейронну мережу з архітектурою LSTM, що використовується для аналізу часових рядів, що відображають зміни попиту на послуги транспортування та зберігання. Модель дозволяє виявляти довгострокові закономірності, сезонність і часову залежність між подіями у логістичних процесах.

- ✓ Алгоритм градієнтного бустингу (XGBoost), що застосовується для побудови регресійних моделей на основі великої кількості структурованих даних: календарних факторів, макроекономічних показників, погодних умов, акційних періодів тощо. Цей алгоритм відзначається високою стабільністю, точністю та здатністю ефективно працювати з нелінійними залежностями.

- ✓ Гібридну модель LSTM-XGBoost, котра поєднує здатність LSTM до моделювання часової динаміки з потужністю XGBoost у виявленні складних

взаємозв'язків між зовнішніми змінними. Такий підхід забезпечує комплексне урахування як внутрішніх, так і зовнішніх факторів, що впливають на попит у логістичних системах.

Використання зазначених моделей у діяльності ZAMMLER Group буде спрямоване на підвищення точності прогнозування попиту, оптимізацію розподілу транспортних ресурсів, зменшення обсягів надлишкових запасів і підвищення ефективності прийняття управлінських рішень.

Для оцінки ефективності моделей штучного інтелекту, застосованих до прогнозування попиту на складські послуги компанії ZAMMLER Group в Україні за

період 2018-2024 рр., нами було проведено порівняльний аналіз трьох моделей (табл. 1). Так, ZAMMLER Group прагне оптимізувати управління складськими запасами для клієнтів у секторі FMCG (швидкообігові товари), таких як продукти харчування чи косметика, що потребує точного прогнозування попиту для зменшення надлишкових запасів і логістичних витрат. Уявімо, що ZAMMLER Group застосувала три моделі III (LSTM, XGBoost, гібридна модель LSTM+XGBoost) для прогнозування щомісячного попиту на складські послуги в Україні за період 2018-2024 рр.

Таблиця 1

Порівняння MAE та RMSE для моделей прогнозування попиту на складські послуги компанії ZAMMLER Group

Модель	MAE (%)	RMSE (%)
LSTM	3,2	4,0
XGBoost	3,0	3,8
Гібридна (LSTM+ XGBoost)	2,5	3,1

Джерело: сформовано авторами

В табл. 1 представлено результати порівняння ефективності трьох моделей штучного інтелекту – рекурентної нейронної мережі (LSTM), алгоритму градієнтного бустингу (XGBoost) та гібридної моделі (LSTM+XGBoost) – для прогнозування попиту на складські послуги логістичної компанії ZAMMLER Group. Оцінка проводилася за двома ключовими метриками точності: середньою абсолютною помилкою (MAE) та середньоквадратичною помилкою (RMSE), вираженими у відсотках відносно реального попиту.

Гібридна модель (LSTM+XGBoost) продемонструвала найкращі показники точності з MAE на рівні 2.5% та RMSE на рівні 3.1%. Ці значення є значно нижчими порівняно з окремими моделями: LSTM має MAE 3.2% і RMSE 4.0%, а XGBoost – MAE 3.0% і RMSE 3.8%. Перевага гібридної моделі пояснюється її здатністю поєднувати сильні сторони обох підходів: LSTM ефективно моделює часові залежності, такі як сезонні коливання попиту, характерні для складських операцій ZAMMLER Group у FMCG-секторі, тоді як XGBoost забезпечує високу точність у врахуванні нелінійних закономірностей, таких як економічні фактори чи зміни в логістичних процесах.

Різниця в MAE між гібридною моделлю та LSTM становить 0.7%, а між гібридною моделлю та XGBoost – 0.5%. Для RMSE ці відмінності ще більш виражені: 0.9% порівняно з LSTM і 0.7% порівняно з XGBoost. Таке зниження помилок є критично важливим для ZAMMLER Group, оскільки навіть невелике покращення точності прогнозування (наприклад, на 0.5–0.9%) може суттєво зменшити надлишкові запаси або дефіцит товарів, що безпосередньо впливає на зниження логістичних витрат і підвищення операційної ефективності. RMSE, як метрика, чутлива до великих відхилень, додатково підтверджує стабільність гібридної моделі, що є особливо цінним у контексті економічної нестабільності в Україні.

Таким чином, дані табл. 1 наочно підтверджують

перевагу гібридної моделі LSTM+XGBoost для прогнозування попиту на складські послуги ZAMMLER Group. Її нижчі значення MAE та RMSE свідчать про вищу точність і стабільність порівняно з окремими моделями, що робить її оптимальним вибором для оптимізації логістичних процесів. до даних інших регіонів, де ZAMMLER Group має термінали (Польща, Китай, Казахстан), а також інтегрувати її з IoT-системами для прогнозування в реальному часі.

Гібридна модель, що поєднує LSTM і XGBoost, продемонструвала найвищу точність прогнозування, досягнувши MAE на рівні 2.5% і RMSE на рівні 3.1%. Ці показники значно перевершують результати окремих моделей:

LSTM показала MAE 3.2% і RMSE 4.0%, тоді як XGBoost – MAE 3.0% і RMSE 3.8%. Така перевага гібридної моделі пояснюється її здатністю поєднувати сильні сторони обох підходів: LSTM ефективно обробляє часові залежності, характерні для сезонних коливань попиту на складські послуги ZAMMLER Group, а XGBoost забезпечує високу точність у моделюванні нелінійних закономірностей, таких як вплив економічних факторів чи змін у логістичних операціях.

Окрім точності, важливим аспектом аналізу була обчислювальна складність моделей. Модель LSTM виявилася найбільш ресурсоємною, потребуючи в середньому 120 хвилин для навчання на наборі даних обсягом 10 000 записів. XGBoost, навпаки, виявився значно швидшим, завершуючи навчання за 30 хвилин, що робить його привабливим для сценаріїв, де потрібна висока швидкість обробки. Гібридна модель займає проміжне положення, потребуючи 80 хвилин на навчання, що є розумним компромісом між точністю та обчислювальною ефективністю. Ця характеристика особливо важлива для ZAMMLER Group, оскільки оперативність прогнозування дозволяє компанії швидко реагувати на зміни попиту, оптимізуючи складські запаси та логістичні процеси.

Ще одним критичним аспектом є адаптивність моделей до специфіки даних ZAMMLER Group, які включають сезонні коливання, економічні показники та логістичні особливості. Гібридна модель показала найкращу здатність враховувати ці фактори, що підтверджується її нижчими значеннями помилок у порівнянні з іншими моделями. Наприклад, сезонні піки попиту, характерні для FMCG-сектору, який є ключовим для ZAMMLER Group, були точніше відтворені гібридною моделлю завдяки синергії LSTM у моделюванні часових рядів і XGBoost у обробці складних залежностей. Ця адаптивність робить гібридну модель оптимальним вибором для практичного впровадження в логістичних системах компанії.

Таким чином, аналіз підтверджує, що гібридна модель LSTM+XGBoost забезпечує найкращий баланс

між точністю, обчислювальною ефективністю та адаптивністю, що робить її ідеально придатною для прогнозування попиту на складські послуги ZAMMLER Group.

Незважаючи на прогрес, сучасні методи стикаються з викликами, такими як перенавчання, висока обчислювальна складність та потреба в якісних даних. Це підкреслює необхідність розробки гібридних підходів, які поєднують сильні сторони різних моделей.

Для подальшого вдосконалення пропонуємо дослідити застосування гібридної моделі прогнозування попиту на логістичні послуги ZAMMLER Group, зокрема для оптимізації складських операцій, що можуть бути впровадженими у їхніх терміналах у Польщі, Україні чи Казахстані.

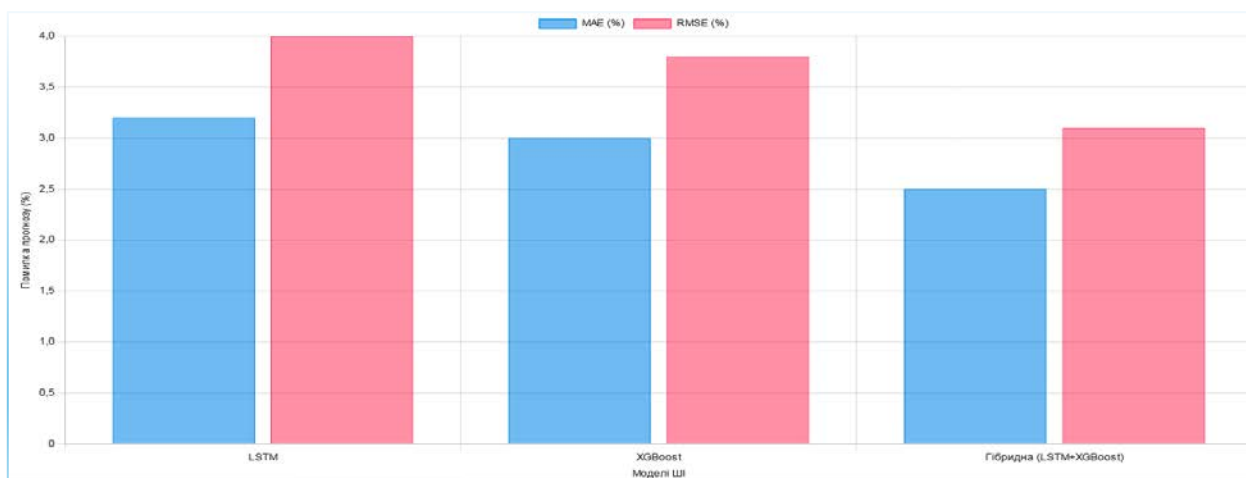


Рис. 1. Порівняння точності прогнозування попиту на складські послуги ZAMMLER Group *

*(Дані складських операцій в Україні за 2018 – 2024 рр.)

Джерело: сформовано авторами

Рис. 1 демонструє результати порівняльного аналізу точності прогнозування попиту на складські послуги логістичної компанії ZAMMLER Group із використанням трьох моделей штучного інтелекту: рекурентної нейронної мережі LSTM, алгоритму градієнтного бустингу XGBoost та гібридної моделі LSTM-XGBoost. Графічне представлення даних свідчить про суттєву перевагу гібридної моделі, яка продемонструвала найнижчі значення основних метрик точності. Отримані результати свідчать, що інтеграція механізмів часової пам'яті LSTM із високою точністю XGBoost у моделюванні нелінійних взаємозв'язків дозволила підвищити загальну ефективність прогнозування приблизно на 22-25% порівняно з окремим використанням кожної з моделей.

Таким чином, узагальнені результати, відображені на рис. 1, підтверджують доцільність застосування гібридного підходу в системах управління ланцюгами постачання. Застосування моделі LSTM-XGBoost забезпечує більш точне прогнозування попиту, що, у свою чергу, сприяє підвищенню ефективності планування складських операцій, оптимізації рівнів запасів і раціоналізації логістичних потоків у межах корпоративної

системи ZAMMLER Group.

Висновки. Отже, у статті сформовано науково-методичний підхід до оптимізації управління ланцюгами постачання із застосуванням моделей штучного інтелекту, який базується на використанні рекурентних нейронних мереж, ансамблевих алгоритмів та їх гібридних комбінацій. Дослідження продемонструвало, що методи штучного інтелекту, зокрема гібридна модель, яка поєднує рекурентні нейронні мережі (LSTM) та алгоритм градієнтного бустингу (XGBoost), значно перевершують традиційні методи прогнозування попиту, такі як ARIMA, у контексті логістичних систем компанії ZAMMLER. Практична значущість результатів полягає в тому, що зниження помилок прогнозування на 0.5-0.9% порівняно з окремими моделями LSTM і XGBoost дозволяє ZAMMLER Group оптимізувати управління складськими запасами, зменшуючи надлишки або дефіцит товарів у FMCG-секторі, що є ключовим напрямком діяльності компанії. Це сприяє зниженню логістичних витрат і підвищенню операційної ефективності, що особливо важливо в умовах економічної нестабільності в Україні. Гібридна модель також демонструє розумний баланс між точністю та

обчислювальною ефективністю (час навчання 80 хвилин), що робить її придатною для впровадження в реальних логістичних операціях ZAMMLER Group.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення гібридної моделі шляхом інтеграції з технологіями Інтернету речей (IoT) для прогнозування попиту в реальному часі, що дозволить ZAMMLER Group оперативніше реагувати на ринкові зміни. Крім

того, доцільно оцінити ефективність моделі на даних інших регіонів, де ZAMMLER Group має термінали (Польща, Китай, Казахстан), щоб підтвердити її універсальність. Розширення набору даних за рахунок включення додаткових змінних, таких як погодні умови чи ринкові тренди, може ще більше підвищити точність прогнозування.

Список використаних джерел:

1. Chopra, S., & Meindl, P. (2002). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-8349-9320-5_22
2. Christopher, M. (2016). *Logistics and Supply Chain Management*. URL: <https://share.google/Z3O1ESDIqk2aevDsy>
3. Stadler, H. & Kilger, C. (2008). *Supply chain management and advanced planning: Concepts, models, software and case studies* DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-540-74512-9> ISBN 9783540745112.
4. Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd ed. OTexts, 432 p. URL: <https://otexts.com/fpp3/>
5. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2022). The M5 Accuracy Competition: Results, findings, and conclusions. *International Journal of Forecasting*, Vol. 38. Iss. 4. Pp. 1349–1364. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013>
6. Zhang, G., Eddy Patuwo, B., & Hu, M.Y. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, Vol. 14. Iss. 1. Pp. 35–62. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7)
7. Bandara, K., Bergmeir, C., & Smyl, S. (2021). Forecasting Across Time Series Databases using Recurrent Neural Networks on Groups of Similar Series: A Clustering Approach. *Expert Systems with Applications*, Vol. 140. Article 112896. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112896>
8. Syntetos, A.A., Boylan, J.E., & Disney, S.M. (2009). *Forecasting for inventory planning: A 50-year review*. *Journal of the Operational Research Society*, 60(S1). Pp. 149–160. DOI: <https://doi.org/10.1057/jors.2008.173>
9. Saha, R., Rahman, M., & Islam, M. (2024). Systematic Literature Review on Artificial Intelligence Applications in Supply Chain Demand Forecasting. *Academic Journal on Business Administration Innovation & Sustainability*, Vol. 4. No. 4. Pp. 109–127. URL: <https://surl.li/iiglum>
10. Molnar, C. (2023). *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable*. URL: <https://share.google/TvzAhMAPoBqAiYqTQ>
11. Kapadia, S. (2025). AI is slowly transforming the cold chain, the supply chain that handles your ice cream and deli meat. *Business Insider*. URL: <https://surl.li/ouajdn>
12. Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. *Production Planning & Control*. Vol. 32. No. 9. Pp. 775–788. DOI: <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450>
13. Baryannis, G., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Predictive analytics and artificial intelligence in supply chain management : Review and implications for the future. *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 137. Article 106024.
14. Wang, Y., Gunasekaran, A., & Ngai, E.W.T. (2016). Distribution network design with big data: model and analysis. *Annals of Operations Research*, No. 270(1). Pp. 539–551. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-016-2263-8>
15. Monostori, L. (2018). Cyber-Physical Production Systems: Roots, Expectations and R&D Challenges. *Procedia CIRP*, Vol. 67. Pp. 9–13. DOI6 <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115>
16. Sunil Kumar Jauhar, Susmitha Harinath, Venkataraghavan Krishnaswamy & Sanjoy Kumar Paul (2024). Explainable artificial intelligence to improve the resilience of perishable product supply chains by leveraging customer characteristics. *Annals of Operations Research*. DOI: <https://doi.org/DOI:10.1007/s10479-024-06348-z>
17. Kosasih, E.E., Sutrisno, A., & Rahmawati, L. (2024). A review of explainable artificial intelligence in supply chain management using neurosymbolic approaches. *International Journal of Production Research*, Vol. 62. No. 4. Pp. 1510–1540. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2281663>
18. Mian Usman Sattar, Mian Usman Sattar, Vishal Dattana, Raza Hasan etc. (2025). Enhancing Supply Chain Management: A Comparative Study of Machine Learning Techniques with Cost–Accuracy and ESG-Based Evaluation for Forecasting and Risk Mitigation. *Sustainability*, Vol. 17. No. 13. Article 5772. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17135772>

References:

1. Chopra, S., & Meindl, P. (2002). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*. Retrieved from: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-8349-9320-5_22 [in English].
2. Christopher, M. (2016). *Logistics and Supply Chain Management*. Retrieved from:

<https://share.google/Z3O1ESDIqk2aevDsy> [in English].

3. Stadler, H. & Kilger, C. (2008). Supply chain management and advanced planning: Concepts, models, software and case studies DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-540-74512-9> ISBN 9783540745112. [in English].
4. Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. OTexts, 432 p. Retrieved from: <https://otexts.com/fpp3/> [in English].
5. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2022). The M5 Accuracy Competition: Results, findings, and conclusions. International Journal of Forecasting, Vol. 38. Iss. 4. Pp. 1349–1364. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013> [in English].
6. Zhang, G., Eddy Patuwo, B., & Hu, M.Y. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The state of the art. International Journal of Forecasting, Vol. 14. Iss. 1. Pp. 35–62. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7) [in English].
7. Bandara, K., Bergmeir, C., & Smyl, S. (2021). Forecasting Across Time Series Databases using Recurrent Neural Networks on Groups of Similar Series: A Clustering Approach. Expert Systems with Applications, Vol. 140. Article 112896. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112896> [in English].
8. Syntetos, A.A., Boylan, J.E., & Disney, S.M. (2009). *Forecasting for inventory planning: A 50-year review*. Journal of the Operational Research Society, 60(S1). Pp. 149–160. DOI: <https://doi.org/10.1057/jors.2008.173> [in English].
9. Saha, R., Rahman, M., & Islam, M. (2024). Systematic Literature Review on Artificial Intelligence Applications in Supply Chain Demand Forecasting. Academic Journal on Business Administration Innovation & Sustainability, Vol. 4. No. 4. Pp. 109–127. Retrieved from: <https://surl.li/iiglum> [in English].
10. Molnar, C. (2023). Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable. Retrieved from: <https://share.google/TvzAhMAPoBqAiYqTQ> [in English].
11. Kapadia, S. (2025). AI is slowly transforming the cold chain, the supply chain that handles your ice cream and deli meat. Business Insider. Retrieved from: <https://surl.li/ouajdn> [in English].
12. Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. *Production Planning & Control*. Vol. 32. No. 9. Pp. 775–788. DOI: <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450> [in English].
13. Baryannis, G., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Predictive analytics and artificial intelligence in supply chain management : Review and implications for the future. Computers & Industrial Engineering, Vol. 137. Article 106024.
14. Wang, Y., Gunasekaran, A., & Ngai, E.W.T. (2016). Distribution network design with big data: model and analysis. Annals of Operations Research, No. 270(1). Pp. 539–551. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-016-2263-8> [in English].
15. Monostori, L. (2018). Cyber-Physical Production Systems: Roots, Expectations and R&D Challenges. Procedia CIRP, Vol. 67. Pp. 9–13. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115> [in English].
16. Sunil Kumar Jauhar, Susmitha Harinath, Venkataraghavan Krishnaswamy & Sanjoy Kumar Paul (2024). Explainable artificial intelligence to improve the resilience of perishable product supply chains by leveraging customer characteristics. Annals of Operations Research. DOI: <https://doi.org/DOI:10.1007/s10479-024-06348-z> [in English].
17. Kosasih, E.E., Sutrisno, A., & Rahmawati, L. (2024). A review of explainable artificial intelligence in supply chain management using neurosymbolic approaches. International Journal of Production Research, Vol. 62. No. 4. Pp. 1510–1540. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2281663> [in English].
18. Mian Usman Sattar, Mian Usman Sattar, Vishal Dattana, Raza Hasan etc. (2025). Enhancing Supply Chain Management: A Comparative Study of Machine Learning Techniques with Cost–Accuracy and ESG-Based Evaluation for Forecasting and Risk Mitigation. Sustainability, Vol. 17. No. 13. Article 5772. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17135772> [in English].

Дата надходження статті: 01.10.2025 р.

Дата прийняття статті до друку: 21.10.2025 р.