

УДК 338.24:004.8:005.8

DOI: 10.60022/2(9)-40S

Озорович Андрій Михайлович

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти за ОНП Менеджмент

Карпатський національний університет ім. В. Стефаника, Україна

Ozorovych Andriy

Phd Student

Vasyl Stefanyk Carpathian National University, Ukraine

ORCID: 0009-0008-4293-8239

ІНСТРУМЕНТИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ УПРАВЛІНСЬКИХ ПРОГНОЗІВ

Анотація. Стаття присвячена комплексному аналізу можливостей застосування інструментів машинного навчання для підвищення точності управлінських прогнозів у сферах планування попиту та управління ланцюгами поставок. Розкрито, як сучасні ML-алгоритми дають змогу істотно зменшити помилки прогнозування, оптимізувати рівень запасів, скоротити операційні витрати та підвищити адаптивність систем планування до мінливості ситуації на ринку. Узагальнено особливості провідних моделей (Prophet, XGBoost, LightGBM, LSTM, Random Forest, гібридні підходи) з погляду їх точності, вимог до даних, обчислювальної складності й інтерпретованості, а також наведено типові сфери застосування в задачах попиту, цінових та фінансових прогнозів. Окрему увагу приділено викликам впровадження ML-рішень, серед яких якість і доступність даних, потреба у прозорості моделей, ризики перенавчання, організаційний опір та етичні аспекти використання штучного інтелекту в управлінні. На основі аналізу сучасних досліджень сформульовано практичні рекомендації щодо етапів впровадження ML-моделей у бізнес-процеси: від постановки цілей та підготовки даних до інтеграції моделей у операційні системи та побудови безперервного циклу моніторингу й удосконалення. Обґрунтовано, що інструменти машинного навчання виступають стратегічним імперативом для компаній, які прагнуть підвищити точність управлінських рішень, забезпечити стійкий розвиток і підтримувати конкурентоспроможність в умовах гіперконкурентного динамічного ринкового середовища.

Ключові слова: управлінські прогнози, прогнозування попиту, управління ланцюгами поставок, управління запасами, штучний інтелект, машинне навчання.

MACHINE LEARNING TOOLS FOR IMPROVING THE ACCURACY OF MANAGERIAL FORECASTS

Abstract. The article presents a comprehensive analysis of the potential for applying machine learning tools to improve the accuracy of managerial forecasts in the areas of demand planning and supply chain management. It explains how modern ML algorithms make it possible to significantly reduce forecasting errors, optimize inventory levels, lower operating costs, and increase the adaptability of planning systems to market volatility. The study generalizes the characteristics of leading models (Prophet, XGBoost, LightGBM, LSTM, Random Forest, and hybrid approaches) in terms of their accuracy, data requirements, computational complexity, and interpretability, and outlines typical application domains in demand, pricing, and financial forecasting tasks. Particular attention is paid to the challenges of implementing ML-based solutions, including data quality and availability, the need for model transparency, risks of overfitting, organizational resistance, and ethical aspects of using artificial intelligence in management. Building on an analysis of recent research, the article formulates practical recommendations for the stages of integrating ML models into business processes, from goal setting and data preparation to embedding models in operational systems and establishing a continuous cycle of monitoring and improvement. It substantiates that machine learning tools act as a strategic imperative for companies seeking to enhance the accuracy of managerial decision-making, ensure sustainable development, and maintain competitiveness in a hypercompetitive and dynamic market environment.

Keywords: *managerial forecasts, demand forecasting, supply chain management, inventory management, artificial intelligence, artificial intelligence.*

Постановка проблеми. Точне прогнозування попиту на товари та послуги є критично важливим для успіху та конкурентоспроможності сучасних підприємств та організацій, оскільки воно безпосередньо впливає на управління запасами, планування виробництва, фінансові результати та рівень задоволеності клієнтів. Вища точність прогнозів дає змогу компаніям краще узгоджувати обсяги закупівель і виробництва з очікуваним попитом, оптимізувати використання ресурсів та підвищувати ефективність усієї ланки створення вартості, що у підсумку зміцнює їхні позиції в умовах динамічного та висококонкурентного ринку [1]. Натомість, низька точність прогнозів може призвести до значних проблем, таких як надлишок запасів, що спричиняє високі витрати на зберігання та ризик старіння продукції, або дефіцит товарів, що веде до втрати продажів та пошкодження іміджу бренду [2]. Традиційні методи прогнозування, які зазвичай покладаються на історичні дані та статистичні моделі, часто виявляються неефективними в умовах швидких ринкових змін, нелінійних взаємозв'язків та обмеженої кількості історичних даних для нових продуктів. Вони можуть бути трудомісткими, схильними до помилок і сильно залежними від людської інтуїції, що ускладнює їх масштабування [3]. У комплексі, це створює нагальну потребу в розробці та впровадженні більш досконалих та адаптивних інструментів для підвищення точності управлінських прогнозів, особливо для нових продуктів чи послуг, які виходять на ринок в умовах високої мінливості попиту та підвищеної невизначеності. Такий підхід до ухвалення рішень зазвичай називають *data-driven decision-making* — датацентричний. В управлінському контексті також вживають термін *evidence-based management* (доказове управління), коли рішення спираються на найкращі доступні емпіричні дані й дослідження. Обробка даних при цьому здійснюється з використанням технологій штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Українські вчені та практики Д. Орехов, Т. Білокон, Ю. Руд, О.А. Євтушенко та інші активно вивчають потенціал ШІ та МН як загалом, так і у сфері прогнозування попиту та управління ланцюгами поставок. Дослідження, які проводять іноземні науковці та дослідницькі центри дозволяють стверджувати, що МН, як спеціалізована галузь ШІ, виходить за рамки простого покращення точності прогнозу та дозволяє виявляти приховані тенденції, передбачати коливання цін та ухвалювати проактивні рішення щодо планування ланцюга поставок [4]. Прогнози аналітиків свідчать про сталий тренд зростання обсягу глобального ринку ШІ в роздрібній торгівлі. Так, у 2022 році цей ринок оцінювався в 8,41 млрд доларів США, а вже до 2032 року він може становити понад 45 млрд доларів США [5]. Це підкреслює зростаючу важливість ШІ для вирішення складних проблем прогнозування та підвищення ефективності ланцюгів поставок.

Метою статті є всебічний аналіз та систематизація інформації щодо застосування інструментів машинного навчання для підвищення точності управлінських прогнозів. Для її досягнення поставлено завдання узагальнити переваги машинного навчання порівняно з традиційними методами прогнозування у контексті управління, а також визначити та описати ключові алгоритми машинного навчання, що застосовуються для прогнозування, з акцентом на їхні сильні сторони та галузі застосування. Окремо, окреслити основні проблеми та обмеження, які виникають при впровадженні машинного навчання у процеси прогнозування та сформулювати практичні рекомендації та кроки для ефективної інтеграції рішень на базі машинного навчання в управлінські процеси.

Виклад основного матеріалу дослідження. Машинне навчання докорінно змінює підходи до прогнозування, безперервно аналізуючи великі масиви історичних і потокових даних, виявляючи приховані закономірності, нелінійні залежності та нові тренди, а також постійно уточнюючи прогнози на основі актуальної інформації. На відміну від статичних моделей, таке прогнозування працює як адаптивна система, що оновлює параметри в міру надходження нових даних, реагує на зміни ринкових умов і поведінки споживачів, що у підсумку веде до стійкого покращення точності та зниження ризику помилкових управлінських рішень [6]. Застосування МН дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, а й виявити приховані тенденції попиту, передбачити коливання цін та забезпечити проактивне планування ланцюгів поставок. Згідно з дослідженнями проведеними McKinsey & Company у 2023 році, німецькі організації, які впроваджують рішення для прогнозування попиту на базі ШІ, скорочують помилки прогнозування на 30-50%. Більш того, втрати продажів через дефіцит зменшуються до 65%, при цьому скорочення запасів можливе на 20-50% [7]. Ці покращення безпосередньо зміцнюють фінансові показники компаній, що сприяє впровадженню МН як невід'ємної частини сучасного

управління ланцюгами поставок. Згідно з іншими дослідженнями, компанії, що впроваджують МН для прогнозування, повідомляють про зростання точності на 25% порівняно з традиційними методами. МН також дозволяє організаціям використовувати більше даних, ніж традиційні методи, забезпечуючи більш надійні моделі та глибші інсайти. Адаптивність МН дозволяє організаціям динамічно коригувати прогнози, при цьому опитування Forrester показало, що 68% компаній, які використовують МН, повідомили про швидкішу адаптацію до ринкових змін [8].

Якість та джерела даних є ключовими для фінансового прогнозування. Процес починається зі збору релевантних історичних даних, таких як продажі, рівні запасів, ринкові тенденції та зовнішні фактори (економічні показники, погодні умови, промо-акції, дані соціальних медіа). Вибір відповідної моделі МН залежить від характеристик зібраних даних, горизонту прогнозування та обчислювальних ресурсів. Найчастіше використовується прогнозування часових рядів (Prophet), дерева рішень та їх ансамбль (випадковий ліс), градієнтний бустинг дерев рішень (XGBoost (Extreme Gradient Boosting), LightGBM (Light Gradient Boosting Machine)), рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх варіація LSTM (Long Short-Term Memory), машини опорних векторів SVM (Support Vector Machine) та гібридні моделі. Порівнявши їх у розрізі сфери застосування, основних переваг, недоліків та особливостей, стає можливим узагальнити оптимальні випадки застосування, що вказані у Таблиці 1.

Таблиця 1

Характеристики основних моделей машинного навчання для прогнозування попиту

Модель	Сфера застосування	Основні переваги	Недоліки / Особливості	Оптимальні випадки застосування
Prophet	Часові ряди, сезонні тренди	Відмінно моделює тренди та сезонність, інтуїтивне налаштування гіперпараметрів	Потребує ретельного налаштування для складних трендів	Прогнозування продажів, циклічні закономірності
XGBoost, LightGBM	Майже будь-які табличні дані	Висока точність, швидкість, робота з нелінійностями, стабільність	Вимогливість до підготовки даних, вибору гіперпараметрів	Прогнозування роздрібних продажів, аномалій, трендів
LSTM, RNN	Часові ряди, послідовності	Складні часові взаємозв'язки, робота із серіями різної довжини	Потребують потужних обчислювальних ресурсів	Прогнози для тривалих та складних патернів
Random Forest, Decision Trees	Класифікація, регресія	Висока стійкість до перенавчання, інтерпретованість	Вразливість до вибірки з малою кількістю даних	Загальні задачі прогнозування, тестові завдання
SVM	Класифікація/регресія різноманітних структур	Робота з багатовимірними, нелінійними даними	Складність у налаштуванні ядра	Прогнози для складних, неструктурованих даних
Гібридні моделі	Комплексні прогнози	Комбінують сильні сторони різних методів	Складність реалізації, інтеграції	Коли потрібна максимальна точність і надійність

Джерело: складено автором на основі 2, 7, 8, 9, 10

Для оцінки ефективності моделей МН у прогнозуванні використовуються різні метрики, що надають уявлення про точність, надійність та стійкість прогнозних моделей. Середня абсолютна похибка (MAE): вимірює середню величину помилок між прогнозованими та фактичними значеннями. Це проста та інтуїтивно зрозуміла міра помилки прогнозу. Середньоквадратична похибка (MSE): усереднює квадрати різниць між прогнозованими та фактичними значеннями, надаючи більшу вагу більшим помилкам. Корінь із середньоквадратичної похибки (RMSE): є квадратним коренем MSE, повертаючи помилку до одиниць вимірювання цільової змінної, що полегшує інтерпретацію. Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE): виражає помилку прогнозу у відсотках, що дозволяє порівнювати моделі за різними масштабами та часовими періодами. Зважена коренева середньоквадратична масштабована похибка (WRMSSE): модифікована версія MASE, яка використовується для порівняння ефективності моделей [9].

Таблиця 2

Ключові метрики оцінки та типова продуктивність моделей машинного навчання для прогнозування попиту

Модель	Ключові метрики оцінки	Типова продуктивність та контекст застосування
Prophet	MAE, MAPE, RMSE	Найкраща модель прогнозування для продажів HNB (Heat-not-Burn) витратних матеріалів, перевершує традиційні методи та XGBoost. Ефективно захоплює тренд та сезонність. Після налаштування гіперпараметрів досягнуто MAPE 7.05%.
XGBoost, LightGBM (LGBM)	RMSE, MAE, WMAPE, WRMSSE(LGBM); MAE, MAPE, RMSE(XGBoost)	Градiєнтний бустинг: відомий високою точністю та швидкістю. LGBM постійно перевершує LSTM у прогнозуванні роздрібних продажів, демонструючи значно нижчий WRMSSE (0.7255) порівняно з LSTM (0.8966). XGBoost особливо ефективний при роботі з нелінійними патернами.
LSTM, RNN	RMSE, MAE, WMAPE, WRMSSE; RMSE, MAPE	Глибоке навчання для часових рядів; ефективно захоплює нелінійні взаємозв'язки та часові залежності. Моделі LSTM можуть знизити помилки прогнозу на 15–20% порівняно з ARIMA. Є більш обчислювально дорогими та складнішими для інтерпретації, ніж LGBM/RF.
Random Forest, Decision Trees	MAE, RMSE, MAPE	Ансамблевi методи, стійкі до перенавчання. Модель RF показала покращення точності на 10% порівняно з традиційними моделями регресії (у прогнозуванні попиту на транспортні засоби). Забезпечують високу точність, добре працюють з великими наборами даних.
SVM (Опорні векторні машини)	MAE, MSE, RMSE, MAPE	Ефективні для обробки багатовимірних даних та нелінійних взаємозв'язків. У прогнозуванні попиту на електроенергію досягли зниження помилки приблизно на 12% порівняно зі звичайними лінійними моделями. Продуктивність може бути низькою для великих наборів даних.
Гібридні моделі	MAE, MAPE, RMSE	Поєднують сильні сторони традиційних методів (наприклад, ARIMA) та ML-алгоритмів. Можуть скорочувати помилки прогнозування до 20% порівняно зі стандартними методами. Наприклад, модель SARIMA–LSTM–BP перевершила окремі моделі LSTM, пропонуючи зниження помилки на 18%.

Джерело: складено автором на основі 2, 7, 8, 9, 10

Впровадження МН у прогнозування, хоча і досить перспективне, проте стикається з кількома значними викликами. Неточні, неповні або несумісні дані суттєво знижують надійність моделей. Вирішити цю проблему допомагають інвестиції у надійну інфраструктуру даних, інструменти для очищення та нормалізації даних, а також сильні політики управління даними для забезпечення конфіденційності та безпеки [8]. Багато алгоритмів МН, особливо глибокого навчання, є «чорними ящиками», що робить їх важкими для розуміння та пояснення, особливо в галузях, які регулюються жорсткими стандартами. Допоможе усунути цей бар'єр розвиток пояснюваного ШІ (XAI), який забезпечує прозорість процесу прийняття рішень моделлю, дозволяючи користувачам розуміти та довіряти прогнозам [9]. Навчання та розгортання складних моделей вимагають значних обчислювальних ресурсів та експертних знань. Однак, використання хмарних платформ (наприклад, AWS Sagemaker) для масштабованого зберігання та обробки даних, а також автоматизованих інструментів МН (AutoML) для спрощення вибору та розгортання моделей дозволить оптимізувати витрати та використання ресурсів [8, 11]. Навчання та підвищення кваліфікації співробітників, демонстрація реальних переваг ML, акцент на тому, як ML може розширити їхні можливості, а не замінити їх, а також сприяння культурі прийняття рішень на основі даних дозволить мініфікувати скептицизм та небажання співробітників приймати нові технології, особливо якщо вони звикли до традиційних методів [8]. Нарешті, упередження в тренувальних даних можуть призвести до дискримінаційних результатів. Викликом також є те, що модель може занадто добре адаптуватися до тренувальних даних, втрачаючи здатність узагальнювати нові дані. Це можна вирішити шляхом застосування методів регуляризації, перехресної валідації та налаштування гіперпараметрів [2, 6]. Також викликає пересторогу ризик виникнення проблем з конфіденційністю даних та підзвітністю, особливо при використанні хмарних сервісів. Впровадження надійного управління, анонімізації даних, шифрування, прозорості в розробці моделей та дотримання регуляторних стандартів мінімізує ці ризики[9].

Впровадження МН у прогнозування є багатоетапним процесом, який включає визначення цілей прогнозування, збір та підготовку даних, вибір та навчання моделі, валідацію та тестування моделі, впровадження моделі, моніторинг та точне налаштування, інтеграцію з бізнес-процесами. Чітке

визначення бізнес-цілей, таких як збільшення продажів або оптимізація запасів, є першим кроком, після якого відбувається збір релевантних історичних даних з різних джерел та їх очищення, нормалізація, структуризація та інженерія ознак. Наступним етапом є вибір відповідної МН-моделі на основі характеристик даних та цілей, а потім навчання моделі на історичних даних. Оцінка продуктивності моделі на окремому наборі даних для виявлення упереджень та помилок дозволить уникнути значних проблем, пов'язаних із неправильною інтерпретацією більших наборів даних. Нарешті, інтеграція навченої та перевіреної моделі в операційні системи організації, а також забезпечення безперешкодного потоку даних між моделлю та ключовими бізнес-областями (управління запасами, закупівлі, продажі) дозволить ефективно використовувати МН в повсякденній діяльності. Разом з тим, необхідний безперервний моніторинг продуктивності моделі, відстеження точності прогнозу та регулярне оновлення та перенавчання моделі [5].

Висновки: Застосування інструментів машинного навчання трансформувє управлінські прогнози, забезпечуючи безпрецедентну точність та ефективність. Моделі МН здатні обробляти величезні обсяги даних, виявляти складні, нелінійні закономірності та адаптуватися до мінливих ринкових умов у реальному часі, що дозволяє значно скоротити помилки прогнозування, оптимізувати управління запасами та мінімізувати операційні витрати. Провідні алгоритми, такі як Prophet, XGBoost, LightGBM, LSTM та Random Forest, демонструють високу ефективність у різних сценаріях, від прогнозування нових продуктів до оптимізації роздрібних продажів. Особливо перспективними є гібридні моделі, що поєднують сильні сторони традиційних та ML-підходів. Незважаючи на значний потенціал, впровадження МН не позбавлене викликів, серед яких ключовими є якість та доступність даних, інтерпретованість моделей, високі обчислювальні витрати, ризик перенавчання, організаційний опір та етичні міркування. Однак, завдяки постійним дослідженням та розробкам у сферах пояснюваного ШІ, автоматизованого машинного навчання та кращих практик управління даними, ці виклики поступово долаються. Для успішного впровадження рішень на базі МН організаціям необхідно інвестувати у якість даних, розвивати кадри, сприяти культурі прийняття рішень на основі даних та інтегрувати моделі з існуючими бізнес-процесами, забезпечуючи при цьому безперервний моніторинг та вдосконалення. Завдяки таким діям, МН може стати не просто технологічним оновленням, а стратегічним імперативом, що дозволяє компаніям зберігати конкурентоспроможність, підвищувати задоволеність клієнтів та досягати стійкого розвитку в умовах гіперконкурентного ринкового середовища. Майбутні дослідження повинні зосередитися на подальшому покращенні гранулярності даних, розробці більш складних гібридних моделей та поглибленні розуміння взаємодії між ШІ та людським досвідом для створення ще більш стійких та адаптивних ланцюгів поставок.

Література

1. Kagalwala H., Radhakrishnan G. V., Mohammed I. A., Kothinti R. R., Kulkarni N. Predictive Analytics in Supply Chain Management: The Role of AI and Machine Learning in Demand Forecasting. *Advances in consumer research. Association for Consumer Research (U.S.)*. 2025. Том 2. вип. 1, ст. 142–149. URL: <https://acr-journal.com/article/predictive-analytics-in-supply-chain-management-the-role-of-ai-and-machine-learning-in-demand-forecasting-886/> (дата звернення: 01.12.2025).
2. Demand Forecasting with Machine Learning / MIT Center for Transportation & Logistics. URL: <https://ctl.mit.edu/sites/ctl.mit.edu/files/theses/Demand%20Forecasting%20with%20Machine%20Learning.pdf> (дата звернення: 01.12.2025).
3. The role of AI in forecasting in 2024 — Cube Software [Електронний ресурс]. URL: <https://www.cubesoftware.com/blog/ai-forecasting> (дата звернення: 01.12.2025).
4. Machine Learning in Demand Planning: How to Boost Forecasting / ToolsGroup. URL: <https://www.toolsgroup.com/blog/machine-learning-in-demand-planning-how-to-boost-forecasting/> (дата звернення: 01.12.2025).
5. Machine Learning in Retail Demand Forecasting in 2025 / Moon Technolabs. URL: <https://www.moontechnolabs.com/blog/machine-learning-in-retail-demand-forecasting/> (дата звернення: 01.12.2025).
6. The Role of AI in Forecasting and Where It Falls Short / Association for Financial Professionals. URL: <https://www.afponline.org/training-resources/resources/articles/Details/the-role-of-ai-in-forecasting-and-where-it-falls-short> (дата звернення: 01.12.2025).
7. Bauer, H., Breuer, P., Richter, G., Willenweber, J., Aliche, K., Breunig, M., et al. Smartening up with Artificial Intelligence (AI) — What's in it for Germany and its Industrial Sector? / McKinsey & Company. URL: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Semiconductors/Our%20Insights/>

Smartening%20up%20with%20artificial%20intelligence/Smartening-up-with-artificial-intelligence.ashx (дата звернення: 01.12.2025).

8. Mohammed I. A., Mandal J. Forecasting Accuracy through Machine Learning in Supply Chain Management *International Journal of Supply Chain Management*. 2022. Том. 7. ст. 60–77. DOI: 10.47604/ijscm.3074.

9. Fischer T., Krauss C. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions : FAU Discussion Papers in Economics. 2017. No. 11/2017. Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg, Institute for Economics. URL: <https://hdl.handle.net/10419/157808> (дата звернення: 01.12.2025).

10. Jewel R., Linkon A., Shaima M., Badruddowza, Sarker M. S. U., Shahid R., Nabi N., Rana M. N. U., Shahriyar M. A., Hasan M., Hossain M. J. Comparative Analysis of Machine Learning Models for Accurate Retail Sales Demand Forecasting *Journal of Computer Science and Technology Studies*. 2024. Том 6, № 1. ст. 204–210. DOI: 10.32996/jcsts.2024.6.1.23.

11. Kureljusic M., Karger E. Forecasting in financial accounting with artificial intelligence – A systematic literature review and future research agenda. *Journal of Applied Accounting Research*. 2024. Том 25, № 1. p. 81–104. DOI: 10.1108/JAAR-06-2022-0146.

12. F. Raza, Machine Learning for FinancialForecasting. *Cosmic Bulletin for Business Management*, 2023, Том 1, № 2, ст. 240–257. DOI: 10.13140/RG.2.2.35701.96483.

References

1. Kagalwala H., Radhakrishnan G. V., Mohammed I. A., Kothinti R. R., Kulkarni N. Predictive Analytics in Supply Chain Management: The Role of AI and Machine Learning in Demand Forecasting. *Advances in Consumer Research. Association for Consumer Research (U.S.)*, 2025, Vol. 2, Issue 1, pp. 142–149. URL: <https://acr-journal.com/article/predictive-analytics-in-supply-chain-management-the-role-of-ai-and-machine-learning-in-demand-forecasting-886/> (accessed 01.12.2025).

2. Demand Forecasting with Machine Learning / MIT Center for Transportation & Logistics [Electronic resource]. URL: <https://ctl.mit.edu/sites/ctl.mit.edu/files/theses/Demand%20Forecasting%20with%20Machine%20Learning.pdf> (accessed 01.12.2025).

3. The Role of AI in Forecasting in 2024. Cube Software [Electronic resource]. URL: <https://www.cubesoftware.com/blog/ai-forecasting> (accessed 01.12.2025).

4. Machine Learning in Demand Planning: How to Boost Forecasting / ToolsGroup [Electronic resource]. URL: <https://www.toolsgroup.com/blog/machine-learning-in-demand-planning-how-to-boost-forecasting/> (accessed 01.12.2025).

5. Machine Learning in Retail Demand Forecasting in 2025 / Moon Technolabs [Electronic resource]. URL: <https://www.moontechnolabs.com/blog/machine-learning-in-retail-demand-forecasting/> (accessed 01.12.2025).

6. The Role of AI in Forecasting and Where It Falls Short / Association for Financial Professionals [Electronic resource]. URL: <https://www.afponline.org/training-resources/resources/articles/Details/the-role-of-ai-in-forecasting-and-where-it-falls-short> (accessed 01.12.2025).

7. Bauer H., Breuer P., Richter G., Wüllenweber J., Aliche K., Breunig M. et al. Smartening Up with Artificial Intelligence (AI) – What’s in It for Germany and Its Industrial Sector? / McKinsey & Company [Electronic resource]. URL: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Semiconductors/Our%20Insights/Smartening%20up%20with%20artificial%20intelligence/Smartening-up-with-artificial-intelligence.ashx> (accessed 01.12.2025).

8. Mohammed I. A., Mandal J. Forecasting Accuracy through Machine Learning in Supply Chain Management. *International Journal of Supply Chain Management*, 2022, Vol. 7, pp. 60–77. DOI: 10.47604/ijscm.3074.

9. Fischer T., Krauss C. Deep Learning with Long Short-Term Memory Networks for Financial Market Predictions. *FAU Discussion Papers in Economics*. 2017, No. 11/2017. Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg, Institute for Economics. [Electronic resource]. URL: <https://hdl.handle.net/10419/157808> (accessed 01.12.2025).

10. Jewel R., Linkon A., Shaima M., Badruddowza, Sarker M. S. U., Shahid R., Nabi N., Rana M. N. U., Shahriyar M. A., Hasan M., Hossain M. J. Comparative Analysis of Machine Learning Models for Accurate Retail Sales Demand Forecasting. *Journal of Computer Science and Technology Studies*, 2024, Vol. 6, No. 1, pp. 204–210. DOI: 10.32996/jcsts.2024.6.1.23.

11. Kureljusic M., Karger E. Forecasting in Financial Accounting with Artificial Intelligence – A Systematic Literature Review and Future Research Agenda. *Journal of Applied Accounting Research*, 2024, Vol. 25, No. 1, pp. 81–104. DOI: 10.1108/JAAR-06-2022-0146.

12. Raza F. Machine Learning for Financial Forecasting. *Cosmic Bulletin for Business Management*, 2023, Vol. 1, No. 2, pp. 240–257. DOI: 10.13140/RG.2.2.35701.96483.