

ЦЕНТРАЛЬНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ МОН УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ЩЕПКА ОЛЕКСАНДР ВІТАЛІЙОВИЧ

УДК: 005.934:[519.246:338.27]:669.1

ДИСЕРТАЦІЯ

**АДАПТИВНІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ В СИСТЕМІ
УПРАВЛІННЯ ЕКОНОМІЧНОЮ БЕЗПЕКОЮ ПІДПРИЄМСТВА**

Спеціальність 051 – економіка

Галузь знань 05 «Соціальні та поведінкові науки»

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.



Щепка О.В.

Науковий керівник:

Хаджинова Олена Вікторівна, доктор економічних наук, професор

Жовновач Руслана Іванівна, доктор економічних наук, професор

АННОТАЦІЯ

Щепка О.В. Адаптивні методи прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка» (05 «Соціальні та поведінкові науки»). – Центральноукраїнський національний технічний університет Міністерства освіти і науки України, Кропивницький, 2026.

Дисертацію присвячено розробці теоретико-методологічних засад та прикладних рішень у сфері адаптивного прогнозування як невід'ємного елемента системи управління економічною безпекою підприємства. Дослідження мотивоване обмеженою інтеграцією економетричного інструментарію у контур управлінських рішень підприємств в умовах структурних шоків, цінової волатильності та геополітичної нестабільності, що особливо актуально для металургійних підприємств України, цикл доходності яких формується одночасно під впливом локальної кон'юнктури та глобальних товарних, валютних і фінансових індикаторів.

Метою роботи є розробка та обґрунтування концепції адаптивного прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства, що забезпечує підвищення якості управлінських рішень шляхом мінімізації помилок передбачення та формування диференційованих стратегій реагування на прогнозну невизначеність.

Об'єкт дослідження – процеси управління економічною безпекою підприємства.

Предмет дослідження – теоретичні засади, механізми та моделі реалізації адаптивних методів прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства.

Теоретичну основу дослідження склали положення теорії економічної безпеки підприємства, економічної теорії, теорії ризику й невизначеності, теорії прийняття рішень, концепції цінності інформації та поведінкової

економіки. Прикладна частина роботи спирається на методи економіко-математичного моделювання сімейства ARIMA, SARIMA, SARIMAX, сезонної декомпозиції CSD, простих рухомих середніх SMA, Фур'є-розширень та гібридних конфігурацій з алгоритмами машинного навчання. Обчислювальний апарат реалізовано мовою Python.

У першому розділі систематизовано концептуальні підходи до визначення економічної безпеки підприємства й окреслено еволюцію категорії від статичної «захищеності» до динамічної «здатності управляти в умовах невизначеності». Запропоновано авторське визначення ЕБП і виокремлено аналітично-прогностичну складову як системоутворюючу. Обґрунтовано необхідність переходу від статичних до адаптивних прогнозів. Розроблено п'ятирівневу концепцію адаптивного прогнозування, яка інтегрує теоретичний, методологічний, інструментальний, методичний та організаційно-практичний рівні і замикається через механізм управління економічною чутливістю.

Науковий доробок першого розділу інтегрує три позиції новизни. По-перше, дістав подальшого розвитку понятійний апарат теорії економічної безпеки підприємства через уточнення визначення ЕБП як динамічної управлінської характеристики, що реалізується через ефективне використання ресурсного потенціалу, адаптивне управління та прогнозування у ключових функціональних підсистемах, з виокремленням аналітично-прогностичної складової як системоутворюючої; на відміну від ресурсно-функціонального підходу, акцент зміщено на передбачувальну здатність системи управління безпекою. По-друге, вперше розроблено п'ятирівневу концепцію адаптивного прогнозування, що системно з'єднує управлінський контур із MAPE як об'єктивно вимірюваним параметром прогнозованої невизначеності. По-третє, перелік теоретико-практичних підходів до адаптивного прийняття рішень в управлінні економічними процесами доповнено підходом на основі моделі Gartner Hype Cycle, що формує окремий клас випереджальних сигналів про технологічно обумовлені ризики та можливості.

У другому розділі сформовано ієрархічну систему прогнозних моделей з трьох рівнів складності. Від класичних економетричних моделей сімейства ARIMA, Фур'є-розширення для опису складної сезонності до гібридних конфігурацій з алгоритмами машинного навчання. Інструментарій адаптовано до прогнозування реалізації промислової продукції на локальних ринках та цінкових індикаторів глобальних товарних і фінансових ринків. На панелі з 62 часових рядів встановлено системну перевагу класичних ARIMA-конфігурацій над моделями машинного навчання за стабільністю помилок прогнозу.

Внеском другого розділу є удосконалений модельно-методичний інструментарій прогнозування динаміки ринкових показників в контексті економічної безпеки. На відміну від відомих підходів, він реалізує формалізований сценарій побудови, автоматичного відбору та порівняльної валідації прогнозних моделей за принципом мінімальної достатньої складності із застосуванням перевірки на історичних даних з рухомим вікном на локальних ринках металопродукції та глобальних товарних і фінансових ринків. Сформовано диференційовані критерії вибору моделі залежно від характеристик ряду.

У третьому розділі виконано емпіричну верифікацію адаптивних методів прогнозування на двох рівнях. На локальному рівні дослідження проведено на масиві транзакційних даних підприємства металургійної галузі за п'ятьма номенклатурними позиціями, що дозволило обґрунтувати принцип адаптивного вибору моделі залежно від ринкового режиму (SARIMAX на повному наборі даних, SMA у періоди турбулентності). На глобальному рівні аналіз 21 часового ряду встановив диференційовані рівні прогнозованості за класами активів та зафіксував кластеризацію волатильності для 19 з 21 рядів, що обґрунтовує збільшення операційних резервів у кризові фази у 2–3 рази. На основі цих результатів розроблено систему стратегічного управління економічною чутливістю підприємства з чотирирівневою типологією реакцій на прогнозну невизначеність.

Науковим результатом третього розділу є вперше запропонована стратегічна типологія управлінських відповідей на прогнозу невизначеність, що включає чотири рівні — моніторинговий (ПН менше 8 %), адаптивний ($8 \leq \text{ПН} < 15$ %), гібридний ($15 \leq \text{ПН} < 25$ %) та антикризовий ($\text{ПН} \geq 25$ %), прив'язані до порогових значень MAPE. На відміну від традиційних ризик-менеджерських класифікацій, побудованих на експертних та апріорних оцінках, типологія ґрунтується на об'єктивно розрахованих метриках точності прогнозу конкретного ринку і допускає динамічне переміщення підприємства між рівнями реагування залежно від ринкової кон'юнктури.

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробці методичного інструментарію адаптивного прогнозування, придатного для безпосереднього впровадження на промислових підприємствах. Запропонований сценарій обчислень забезпечує автоматизовану побудову, валідацію та відбір прогнозних моделей за критерієм мінімального MAPE, а стратегічна типологія управлінських відповідей надає прикладний механізм вибору стратегії залежно від рівня прогнозованої невизначеності. Окремі результати дослідження впроваджено у практичну діяльність підприємств, що засвідчується відповідними актами.

Ключові слова: економічна безпека підприємства, ризикоорієнтований підхід, адаптивне прогнозування, прогнозна невизначеність, ARIMA, SARIMA, SARIMAX, машинне навчання, MAPE, волатильність, економічна чутливість, стратегічна типологія, металургійна галузь, локальні ринки, глобальні ринки.

ABSTRACT

Shchepka O.V. Adaptive forecasting methods in the enterprise economic security management system. – Qualifying scientific work on the rights of the manuscript.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in speciality 051 "Economics" (05 "Social and Behavioural Sciences"). – Central

Ukrainian National Technical University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kropyvnytskyi, 2026.

The dissertation is devoted to the development of theoretical, methodological foundations and applied solutions in the field of adaptive forecasting as an integral element of the enterprise economic security management system. The research is motivated by the limited integration of econometric tools into the managerial decision-making loop of enterprises operating under structural shocks, price volatility, and geopolitical instability. This problem is particularly relevant to Ukrainian metallurgical enterprises, whose revenue cycle is shaped simultaneously by local market conditions and global commodity, currency, and financial indicators.

The aim of the research is to develop and substantiate the concept of adaptive forecasting within the enterprise economic security management system, which improves the quality of managerial decisions by minimising prediction errors and designing differentiated response strategies to address forecast uncertainty.

The object of the research is the processes of managing the enterprise's economic security.

The subject of the research is the theoretical foundations, mechanisms, and models for implementing adaptive forecasting methods within the enterprise's economic security management system.

The theoretical foundation of the research is built upon the propositions of the theory of enterprise economic security, economic theory, the theory of risk and uncertainty, decision theory, the value-of-information concept, and behavioural economics. The applied part draws on economic-mathematical modelling methods of the ARIMA, SARIMA, and SARIMAX families, classical seasonal decomposition (CSD), simple moving averages (SMA), Fourier extensions, and hybrid configurations with machine learning algorithms. The computational apparatus is implemented in Python.

The first chapter systematises conceptual approaches to defining enterprise economic security and traces the evolution of the category from a static notion of "protection" to a dynamic capacity to "manage under uncertainty". The author's

definition of EES is proposed, and the analytical-forecasting component is identified as a system-forming one. The necessity of transitioning from static to adaptive forecasts is substantiated. A five-level concept of adaptive forecasting is developed that integrates theoretical, methodological, instrumental, methodical, and organisational-practical levels and closes through the mechanism of economic sensitivity management.

The scientific contribution of the first chapter integrates three novelty positions. First, the conceptual apparatus of the theory of enterprise economic security is further developed through refinement of the EES definition as a dynamic managerial characteristic realised through the effective use of resource potential, adaptive management, and forecasting within the key functional subsystems, with the analytical-forecasting component identified as the system-forming one; in contrast to the resource-functional approach, the emphasis is shifted to the predictive capability of the security management system. Second, for the first time, a five-level concept of adaptive forecasting is developed that systemically connects the management circuit with MAPE as an objectively measurable parameter of forecast uncertainty. Third, the inventory of theoretical and practical approaches to adaptive decision-making in economic processes is supplemented by an approach based on the Gartner Hype Cycle, which forms a distinct class of leading signals on technology-driven risks and opportunities.

The second chapter develops a hierarchical system of forecasting models with three levels of complexity, ranging from classical econometric models of the ARIMA family and Fourier extensions for describing complex seasonality to hybrid configurations with machine learning algorithms. The toolkit is adapted to forecasting the sales of industrial products on local markets and price indicators of global commodity and financial markets. On a panel of 62 time series, a systemic advantage of classical ARIMA configurations over machine learning models in terms of forecast error stability is established.

The contribution of the second chapter is an improved model-and-method toolkit for forecasting the dynamics of market indicators in the context of economic

security. In contrast to known approaches, it implements a formalised scenario for the construction, automated selection, and comparative validation of forecasting models under the principle of minimum sufficient complexity (parsimonious modelling) with rolling-window backtesting on historical data, applied both to local metal-product markets and to global commodity and financial markets. Differentiated criteria for model selection depending on the characteristics of the series are formulated.

The third chapter empirically verifies adaptive forecasting methods at two levels. At the local level, the study is conducted on a dataset of transactional records of a metallurgical enterprise across five nomenclature positions, which allows the principle of adaptive model selection depending on the market regime to be substantiated (SARIMAX on the full dataset, SMA during periods of turbulence). At the global level, the analysis of 21 time series reveals differentiated levels of predictability across asset classes and identifies volatility clustering in 19 of 21 series, substantiating a 2–3-fold increase in operational reserves during crisis phases. Based on these results, a system of strategic management of enterprise economic sensitivity is developed with a four-level typology of responses to forecast uncertainty.

The scientific result of the third chapter is the strategic typology of managerial responses to forecast uncertainty, proposed for the first time, which includes four levels: monitoring (FU below 8%), adaptive ($8 \leq \text{FU} < 15\%$), hybrid ($15 \leq \text{FU} < 25\%$), and crisis-response ($\text{FU} \geq 25\%$), tied to MAPE threshold values. In contrast to traditional risk-management classifications based on expert and a priori estimates, the typology relies on objectively computed forecast-accuracy metrics for a specific market and allows for the dynamic transition of an enterprise between response levels depending on market conditions.

The practical significance of the obtained results lies in the development of a methodological toolkit for adaptive forecasting suitable for direct implementation at industrial enterprises. The proposed computational scenario ensures automated construction, validation, and selection of forecasting models based on the criterion

of minimum MAPE, while the strategic typology of managerial responses provides an applied mechanism for selecting a strategy depending on the level of forecast uncertainty. Selected results of the study have been applied in enterprises' practical activities, as confirmed by the corresponding implementation acts.

Keywords: enterprise economic security, adaptive forecasting, forecast uncertainty, risk-based approach, ARIMA, SARIMA, SARIMAX, machine learning, MAPE, volatility, economic sensitivity, strategic typology, metallurgical industry, local markets, global commodity markets.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Публікації у наукових фахових виданнях (7,0 публікацій):

1. Zherlitsyn D., Kravchenko M., Mints O., Kolodiziev O., Khadzhynova O., **Shcherka O.** Econometric and Python-Based Forecasting Models for Global Market Price Prediction Under Economic Security Conditions. *Econometrics*. 2025. Vol. 13, No. 4. Article 52. DOI: 10.3390/econometrics13040052. (Scopus, Q3) – **2 публікації.**

2. Mints O., Kolodiziev O., Khadzhynova O., Krupka M., Demchyshak N., **Shcherka O.**, Sidelov P., Zaplatynskiy M. Detection of the impact of technology maturity on investment activity in the industry using the example of FinTech. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2026. Vol. 2, No. 13 (140). P. 62–72. DOI: 10.15587/1729-4061.2026.356116 (Scopus, Q3) – **2 публікації.**

3. Бойко О.В., Гаврилова Н.В., **Щепка О.В.** Економічні та фінансові ризики діяльності корпоративних інтегрованих структур у контексті розвитку безпекового і маркетингового менеджменту інтеграційних процесів. *Управління економікою: теорія та практика. Чумаченківські читання: зб. наук. праць*. Київ, 2023. С. 49–59. DOI: 10.37405/2221-1187.2023.49-58 – **0,5 публікації.**

4. Хаджинова О.В., Жовновач Р.І., **Щепка О.В.** Забезпечення економічної безпеки виробничого підприємства у цифровому середовищі. *Центральноукраїнський науковий вісник. Економічні науки*. 2024. Вип. 12(45). С. 224–235. DOI: 10.32515/2663-1636.2024.12(45).224-235 – **0,5 публікації.**

5. **Щепка О.В.**, Сало С.О., Григір С.І. Напрямки підвищення рівня економічної безпеки підприємств під впливом цифровізації та адаптивного управління. Економічний вісник Донбасу. 2024. № 1–2(75–76). С. 98–102. DOI: 10.12958/1817-3772-2024-1-2(75-76)-98-102 – **0,5 публікації**.

6. **Щепка О.В.**, Сало С.О., Савенчук І.С. Економічна безпека підприємства на засадах адаптації до викликів цифрового середовища. Вісник Східноєвропейського університету економіки і менеджменту. 2024. Вип. 1(31). С. 176–187. DOI: 10.58253/2078-1628-2024-1(31)-006 – **0,5 публікації**.

7. Мінц О.Ю., Хаджинова О.В., **Щепка О.В.** Методи прогнозування реалізації металопродукції на локальних ринках як компонент економічної безпеки підприємств. Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка». 2025. № 38(66). С. 79–85. DOI: 10.25264/2311-5149-2025-38(66)-79-85 – **0,5 публікації**.

8. Ус Г.О., Солодкий Д.С., **Щепка О.В.** Національні та міжнародні виміри економічної чутливості, що забезпечують економічну безпеку в контексті глобальної гео економічної конкуренції. Вісник економічної науки України. 2025. № 1(48). С. 33–38. DOI: 10.37405/1729-7206.2025.1(48).33-38 – **0,5 публікації**.

9. Хаджинова О.В., Щепка О.В. Концепція адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства. Успіхи і досягнення у науці. 2026. № 4(26). С. 2304–2313 DOI: 10.52058/3041-1254-2026-4(26) – **1,0 публікація**.

Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

10. **Щепка О.В.** Управління економічною безпекою підприємств в умовах війни. Нова економіка України в контексті сталого розвитку в умовах сучасної геополітичної ситуації: тези доп. науково-практичної конференції здобувачів вищої освіти та молодих вчених (м. Дніпро, 18 листопада 2022 р.). Дніпро, ДВНЗ «ПДТУ», 2022. С. 127–131.

11. **Щепка О.В.** Адаптація підприємств до умов сьогодення. Наука як універсальний інструмент розвитку: зб. тез наукової конференції молодих вчених (м. Краматорськ, 23 грудня 2022 р.). Краматорськ, 2022. С. 149–151.

12. **Щепка О.В.** Специфіка забезпечення економічної безпеки в умовах цифровізації. Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації: тези доповідей (Дніпро, 25–26 травня 2023 р.). Маріуполь, Дніпро, ПДТУ, 2023. С. 85–87.

13. **Щепка О.В.** Бізнес-моделі в умовах цифрової економіки. Цифрове суспільство: міжнародні економічні відносини, управління, фінанси та соціум: матеріали міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 02 травня 2024 р.). Дніпро, Університет митної справи та фінансів, 2024. С. 197–199.

14. **Щепка О.В.** Трансформація бізнес-моделей в умовах цифрової економіки. Синергія науки і бізнесу у повоєнному відновленні регіонів України: матеріали II Міжнародної науково-практичної конференції. Т. 2 (ХНТУ, 24–26 квітня 2024 р.). Одеса, Олді+, 2024. С. 180–182.

15. **Щепка О.В.** Цифрові бізнес-моделі в умовах сучасної економіки. Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації: тези доповідей Міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 24–25 травня 2024 р.). Дніпро, ПДТУ, 2024. С. 102–106.

16. **Щепка О.В.,** Хаджинова О.В. Внутрішня інноваційна спроможність як складова стратегії управління економічною безпекою підприємства. Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації: тези доповідей III Міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 23–24 травня 2025 р.). Дніпро, ДВНЗ «ПДТУ», 2025. С. 12–17.

17. **Щепка О.В.,** Хаджинова О.В. Економічна безпека бізнесу в умовах війни. Цифрове суспільство: міжнародні економічні відносини, управління, фінанси та соціум: матеріали міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 25 квітня 2025 р.). Дніпро, Університет митної справи та фінансів, 2025. С. 111–113.

ЗМІСТ

Вступ.....	16
Розділ 1. Теоретичні засади управління економічною безпекою підприємства в умовах глобалізації економіки.....	24
1.1. Сутність та складові економічної безпеки підприємства	24
1.2. Сучасні підходи щодо адаптивного прийняття рішень в управлінні економічними процесами	35
1.3. Концепція адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства.....	51
Висновки за розділом 1.....	62
Розділ 2. Моделі та методи адаптивного прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства.....	64
2.1. Модельно-методичний інструментарій адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства.....	64
2.2. Методи адаптивного прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках як компоненту економічної безпеки підприємства.....	75
2.3. Адаптивне прогнозування цінових індикаторів глобальних ринків як інструмент забезпечення економічної безпеки підприємства.....	94
Висновки за розділом 2.....	102
Розділ 3. Практична реалізація адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства.....	105
3.1. Оцінка ефективності адаптивного прогнозування в діяльності підприємств на локальних ринках	105
3.2. Ефективність адаптивного прогнозування на ринках чорних металів та валютних курсів.....	133
3.3. Стратегії управління чутливістю як інструмент зміцнення економічної безпеки підприємства	152
Висновки за розділом 3.....	165
Висновки	168
Список використаних джерел	171
Додатки.....	185

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

Україномовні скорочення:

ВВП – Валовий внутрішній продукт

ВЧ – Валютна чутливість

ДІ – Довірчий інтервал

ЕБП – Економічна безпека підприємства

ЗТЗ – Зовнішньоторговельна залежність

ІЕЧ – Індекс економічної чутливості

ІРЧ – Індекс ресурсної чутливості

КЕЗ – Коефіцієнт експортної залежності

КІЗ – Коефіцієнт імпортової залежності

КСЗ – Коефіцієнт самозабезпечення

НБУ – Національний банк України

ПАТ – Публічне акціонерне товариство.

ПН – Прогнозна невизначеність

УЕЧП – Управління економічною чутливістю підприємства

Англомовні скорочення:

ACF – AutoCorrelation Function (Автокореляційна функція)

ADF – Augmented Dickey-Fuller (Розширений тест Діккі-Фуллера)

AIC – Akaike Information Criterion (Інформаційний критерій Акаїке)

ANN – Artificial Neural Network (Штучна нейронна мережа)

ARCH – Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (Авторегресійна умовна гетероскедастичність / Тест Енгла)

ARIMA – AutoRegressive Integrated Moving Average (Авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього)

BIC – Bayesian Information Criterion (Байєсівський інформаційний критерій)

CMA – Centered Moving Average (Центрована рухома середня)

CNN – Convolutional Neural Network (Згорткова нейронна мережа)

COSO – Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission

CSD – Classical Seasonal Decomposition (Класична сезонна декомпозиція)

CV – Coefficient of Variation (Коефіцієнт варіації)

DSGE – Dynamic Stochastic General Equilibrium (Динамічна стохастична загальна рівновага)

ERM – Enterprise Risk Management (Управління ризиками підприємства)

ETF – Exchange Traded Fund (Біржовий інвестиційний фонд)

EVPI / EVSI – Expected Value of Perfect Information / Expected Value of Sample Information (Очікувана цінність досконалої / часткової інформації)

GARCH – Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (Узагальнена авторегресійна умовна гетероскедастичність)

ISO – International Organization for Standardization (Міжнародна організація зі стандартизації)

KPSS – Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test (Тест Квятковського-Філіпса-Шмідта-Шина)

LB – Ljung-Box test (Тест Льюнга-Бокса на відсутність автокореляції залишків)

LSTM – Long Short-Term Memory (Довга короткострокова пам'ять)

MAE – Mean Absolute Error (Середня абсолютна помилка)

MAPE – Mean Absolute Percentage Error (Середня абсолютна відсоткова помилка)

ML – Machine Learning (Машинне навчання)

MLP – Multilayer Perceptron (Багатошаровий перцептрон)

PACF – Partial AutoCorrelation Function (Часткова автокореляційна функція)

RMSE – Root Mean Square Error (Середньоквадратична помилка)

SARIMA – Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Сезонна авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього)

SARIMAX – Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Factors (Сезонна авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього з екзогенними факторами)

SMA – Simple Moving Averages (Просте рухоме середнє)

STL – Seasonal and Trend decomposition using Loess (Сезонна та трендова декомпозиція на основі Loess)

XAI – Explainable Artificial Intelligence (Пояснюваний штучний інтелект)

XGBoost – eXtreme Gradient Boosting (Екстремальний градієнтний бустінг)

ВСТУП

Актуальність теми. Економічна безпека підприємства є однією з ключових управлінських характеристик, що визначає здатність суб'єкта господарювання зберігати стійкість, ефективно використовувати ресурсний потенціал та адаптуватися до змін зовнішнього середовища. В умовах посилення глобальної конкуренції, цінової волатильності на товарних та фінансових ринках, геополітичної нестабільності та цифрової трансформації підприємства стикаються з якісно новим рівнем невизначеності, що робить традиційні підходи до управління безпекою недостатніми. Особливо гостро ця проблема постає для підприємств металургійної галузі України, які залежать як від кон'юнктури внутрішнього ринку, так і від динаміки глобальних цін на сировину, енергоносії та валютних курсів. Забезпечення економічної безпеки в таких умовах потребує переходу від констатації наслідків до їх прогнозування та випередження.

Науковим підґрунтям дисертації є праці відомих українських та закордонних вчених, зокрема В.І. Мунтіяна [17], Л.Ю. Вдовиченко [5], О.В. Хаджинової [24], Р.І. Жовновач [25], Л. Ковальської [12], Н.К. Максишко [26], О.Ю. Мінца [16; 87], Н.С. Шалімової [100], К.С. Жадька [60], О.В. Калініна [62], М.В. Бугасвої [68], І.О. Андрощук [91], Д.М. Жерліцина [119], В. Прохорової [20], А. Штангрета [103], Е. Альтмана [40], Н. Блума (Bloom) [41; 47], Дж. Бокса та Г. Дженкінса (Box, Jenkins) [49], А. Яніогло та Т. Полаєвої (Ianioglo, Polajeva) [71; 72], Д.Канемана та А. Тверські (Kahneman, Tversky) [76].

Водночас аналіз наукової літератури засвідчує, що існуючі підходи до управління економічною безпекою підприємства переважно зосереджені на статичних оцінках та інтегральних показниках, тоді як прогнозна складова залишається недооціненою. Сучасні методи прогнозування часових рядів – від класичних моделей ARIMA та сезонної декомпозиції до гібридних конфігурацій із застосуванням машинного навчання – достатньо розвинені

інструментально, однак їх системна інтеграція у контур управління безпекою підприємства досі не отримала належного теоретичного та методичного обґрунтування. Саме цей розрив між потенціалом прогнозного апарату та його управлінською реалізацією у системі економічної безпеки визначає актуальність дисертаційної роботи.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертацію виконано відповідно до плану науково-дослідних робіт кафедри фінансів, обліку та банківської справи ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет». Результати дослідження використано при виконанні наукової теми «Діджиталізація фінансово-кредитної та облікової діяльності України» (номер державної реєстрації 0125U003619). Внеском автора є проведене дослідження ефективності моделей аналізу часових рядів із сезонним компонентом для прогнозування реалізації металопродукції на локальних ринках, що критично для забезпечення ефективної фінансової діяльності підприємств та їх економічної безпеки в умовах турбулентного зовнішнього середовища (довідка від 03.03.2026 № 25/10-13). У рамках госпдоговірної науково-дослідної роботи «Розробка рекомендацій щодо підвищення ефективності стратегічного планування на промисловому підприємстві в воєнний період» (договір №55 від 10 жовтня 2024 р. на замовлення Приватного акціонерного товариства «Дніпровський металургійний завод») внеском автора стало визначення та обґрунтування адаптивних методів прогнозування глобальних економічних показників та тенденцій в контексті стратегічного планування на промисловому підприємстві з урахуванням вектору забезпечення економічної безпеки в умовах переходу від реактивного управління до проактивного (довідка від 03.03.2026 № 25/10-14).

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є розробка та обґрунтування концепції адаптивного прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства, що забезпечує підвищення якості управлінських рішень шляхом мінімізації помилок передбачення та

формування диференційованих стратегій реагування на прогнозу невизначеність.

Для досягнення зазначеної мети поставлено та вирішено такі завдання:

- систематизовано теоретичні підходи до визначення сутності та функціональних складових економічної безпеки підприємства, уточнено авторське визначення ЕБП як динамічної управлінської характеристики з виокремленням аналітично-прогностичної складової;

- обґрунтовано теоретичну необхідність адаптивного прогнозування як невід’ємного елементу механізму прийняття рішень у системі економічної безпеки на основі аналізу теорії ризику, теорії прийняття рішень та поведінкової економіки;

- сформовано п’ятирівневу концепцію адаптивного прогнозування в системі ЕБП, що охоплює теоретичний, методологічний, інструментальний, методичний та організаційно-практичний рівні;

- розроблено модельно-методичний інструментарій адаптивного прогнозування, що включає формалізований сценарій побудови, валідації та порівняння моделей сімейства ARIMA, сезонної декомпозиції та гібридних конфігурацій з машинним навчанням;

- адаптовано розроблений інструментарій до розв’язання задач прогнозування показників реалізації продукції підприємства на локальних ринках, включаючи вибір моделей, трансформацію структури даних та вибір критеріїв прогнозу невизначеності;

- досліджено особливості адаптивного прогнозування на глобальних товарних ринках із застосуванням розширеного набору ARIMA-базованих та гібридних конфігурацій;

- апробовано методи адаптивного прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках металопродукції із порівняльним аналізом моделей SMA, CSD, SARIMA та SARIMAX та оцінено їх ефективність для різних номенклатурних позицій металопродукції;

– верифіковано ефективність адаптивних прогнозних моделей на глобальних цінових рядах металургійного субдомену з діагностикою стаціонарності, ARCH-ефектів та залишкової автокореляції;

– синтезовано стратегії управління економічною чутливістю підприємства як інструмент зміцнення економічної безпеки, що включає індекс прогнозної невизначеності, чотирирівневу стратегічну типологію та механізм адаптивного прогнозування у контурі управління ЕБП.

Об’єкт дослідження – процеси управління економічною безпекою підприємства.

Предмет дослідження – теоретичні засади, механізми та моделі реалізації адаптивних методів прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства.

Методи дослідження. Теоретичну та методологічну основу дисертації становлять фундаментальні положення економічної теорії, теорії ризику, теорії прийняття рішень, концепції цінності інформації та поведінкової економіки. Для вирішення поставлених завдань використано такі методи: системний аналіз та синтез – для формування концепції адаптивного прогнозування; порівняльний аналіз – для систематизації теоретичних підходів до забезпечення економічної безпеки підприємств; економіко-математичне моделювання – для побудови прогнозних моделей сімейства ARIMA, SARIMA, SARIMAX, SMA, CSD та гібридних конфігурацій ARIMA+ML (LightGBM, XGBoost, Random Forest, Gradient Boosting); статистичний аналіз – тестування стаціонарності (ADF, KPSS), аналіз автокореляційних та часткових автокореляційних функцій, тести Льюнга–Бокса та Енгла; метод перевірки на історичних даних з рухомим вікном з метриками MAE, MAPE, RMSE – для оцінки точності прогнозів; кореляційний аналіз та класифікація – для побудови стратегічної типології управлінських відповідей. Обчислювальний апарат реалізовано мовою Python з використанням бібліотек pandas, numpy, statsmodels, scikit-learn та xgboost.

Наукова новизна одержаних результатів. Найбільш суттєві результати, що характеризують наукову новизну дисертаційної роботи, полягають у такому:

вперше:

– розроблено п'ятирівневу концепцію адаптивного прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства, що на відміну від існуючих підходів, які розглядають прогнозування окремо від управлінського контуру, системно інтегрує теоретичний, методологічний, інструментальний, методичний та організаційно-практичний рівні й замикається через механізм управління економічною чутливістю з об'єктивно вимірюваним параметром прогнозовної невизначеності (МАРЕ);

– запропоновано стратегічну типологію управлінських відповідей на прогнозу невизначеність, що включає чотири рівні (моніторинговий, адаптивний, гібридний та антикризовий), прив'язані до порогових значень МАРЕ, та яка, на відміну від традиційних ризик-менеджерських класифікацій, ґрунтується не на суб'єктивних оцінках, а на об'єктивно розрахованих метриках точності прогнозу з можливістю переміщення підприємства між рівнями залежно від зміни ринкових умов;

удосконалено:

– модельно-методичний інструментарій прогнозування динаміки ринкових показників в контексті економічної безпеки, що, на відміну від відомих підходів, передбачає формалізований сценарій побудови, автоматичного відбору та порівняльної валідації прогнозних моделей із застосуванням перевірки на історичних даних з рухомим вікном на двох масштабних панелях даних – локальних ринків металопродукції та глобальних товарних та фінансових ринків;

дістало подальшого розвитку:

– понятійний апарат теорії економічної безпеки підприємства в частині уточнення визначення ЕБП як динамічної управлінської характеристики, що реалізується через ефективне використання ресурсного потенціалу, адаптивне

управління та прогнозування у ключових функціональних підсистемах, з виокремленням аналітично-прогностичної складової як системоутворювальної, що, на відміну від традиційного ресурсно-функціонального підходу, акцентує на передбачувальній здатності системи управління безпекою;

– перелік теоретико-практичних підходів, щодо адаптивного прийняття рішень в управлінні економічними процесами, який доповнено підходом на основі раннього визначення перспективних технологічних рішень що ґрунтується на емпіричній моделі Gartner Hype Cycle і створює окремий клас випереджальних сигналів про технологічно-обумовлені ризики та можливості, що дозволяє перейти до більш ефективного планування інвестицій у високотехнологічні рішення.

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробці методичного інструментарію адаптивного прогнозування, придатного для безпосереднього впровадження на промислових підприємствах. Запропонований сценарій обчислень забезпечує автоматизовану побудову, валідацію та відбір прогнозних моделей за критерієм мінімального MAPE для конкретних ринкових показників. Стратегічна типологія управлінських відповідей на прогнозу невизначеність надає підприємствам прикладний механізм вибору управлінської стратегії залежно від об'єктивно виміряного рівня прогнозної невизначеності. Результати дослідження знайшли практичне впровадження у діяльності ПрАТ «Дніпровський металургійний завод», що підтверджено довідкою довідка № 16.0/223 від 25.02.2026 р.

Окремі положення дисертації використовуються в навчальному процесі ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет» у підготовці бакалаврів, магістрів зі спеціальності D2 «Фінанси, банківська справа, страхування та фондовий ринок», ОП «Фінанси і кредит», «Фінанси, банківська справа та фондові ринки» під час викладання дисциплін «Аналіз та прийняття рішень на валютних і фондових ринках», «Фінансовий менеджмент» (акт впровадження в навчальний процес від 09.02.2026).

Особистий внесок здобувача. Дисертаційна робота є самостійним завершеним науковим дослідженням. Усі наукові результати, що виносяться на захист, отримані автором особисто. У спільних публікаціях здобувачу належать: обґрунтування адаптивних методів прогнозування в контексті ЕБП, побудова та порівняльний аналіз прогнозних моделей, розробка стратегічної типології управлінських відповідей, формування інструментарію управління економічною чутливістю. Конкретний внесок автора у кожній публікації зазначено у списку праць.

Апробація результатів дослідження. Основні положення та результати дисертаційного дослідження доповідались та обговорювались на міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференціях, серед яких: науково – практична конференція здобувачів вищої освіти та молодих вчених: «Нова економіка України в контексті сталого розвитку в умовах сучасної геополітичної ситуації» (м. Дніпро, 18 листопада 2022 р.); наукова конференція молодих вчених «Наука як універсальний інструмент розвитку» (м. Краматорськ, 23 грудня 2022 р.); міжнародна науково-практична конференція «Синергія науки і бізнесу у повоєнному відновленні регіонів України» (ХНТУ, 24–26 квітня 2024 року); міжнародна науково-практична конференція «Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації» (Дніпро, 24 – 25 травня 2024 р.); міжнародна науково-практична конференція «Цифрове суспільство: міжнародні економічні відносини, управління, фінанси та соціум» (Дніпро, 25 квітня 2025 р.).

Публікації. За результатами дисертаційного дослідження опубліковано 17 наукових праць, у тому числі: 2 статті у виданні, що індексується наукометричною базою Scopus, 7 статей у фахових наукових виданнях України, 8 тез доповідей на науково-практичних конференціях.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

Повний обсяг дисертації складає 184 сторінок, у тому числі основного тексту – 155 сторінок, 34 таблиці, 33 рисунки, 6 додатків. Список використаних джерел включає 122 найменування.

РОЗДІЛ 1.

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ УПРАВЛІННЯ ЕКОНОМІЧНОЮ БЕЗПЕКОЮ ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ ГЛОБАЛІЗАЦІЇ ЕКОНОМІКИ

1.1. Сутність та складові економічної безпеки підприємства

Поняття економічної безпеки підприємства формувалося в науковому обігу поступово, починаючи з 1990-х років, коли суспільно-економічні трансформації в Україні поставили під сумнів можливість підприємства стабільно функціонувати в умовах невизначеності, інституційних збоїв та зовнішніх шоків. Первинні концептуальні імпульси сформувалися на макrorівні – через розробки у сфері економічної безпеки держави. Зокрема, В.І. Мунтіян, систематизуючи підходи до державної економічної безпеки, визначив її як стан відносин і ресурсів, що забезпечує стабільність та розвиток суспільства [17]. О.В. Ареф'єва та Т.Б. Кузенко розвинули цю логіку на мікрорівні, пов'язавши планування економічної безпеки підприємства зі стратегічним управлінням та ресурсним забезпеченням [1]. Саме цей макроекономічний вектор окреслив категоріальний апарат і методологічну рамку, які надалі адаптували до рівня окремого суб'єкта господарювання.

Перехід від макро- до мікрорівня відбувся закономірно і поступово. Більшість дослідників кінця 1990-х – початку 2000-х років зафіксували, що підприємство є первинним елементом економічної системи, а тому його безпека визначає стійкість системи в цілому. Зокрема, С.Ф. Покропивний запровадив ресурсно-орієнтоване розуміння безпеки як стану ресурсів і можливостей, що дає підприємству змогу стабільно функціонувати незалежно від коливань зовнішнього середовища [19]. Обидві концепції закладали методологічну основу ресурсно-функціонального підходу, який домінував у науковому дискурсі впродовж наступного десятиліття.

Систематизація концептуальних підходів до визначення ЕБП є необхідною передумовою для з'ясування природи цієї категорії та обґрунтування авторської позиції; ґрунтовний огляд походження категорії економічної безпеки підприємства подано у роботі А. Яніогло та Т. Полаєвої [71]. Дослідження Т.А. Архипенко та М.І. Іванової, в якому проаналізовано понад дев'ять концептуальних трактувань поняття у вітчизняній та зарубіжній літературі, засвідчило, що серед них виділяються принаймні чотири стійкі підходи до визначення ЕБП – захисту і протидії загрозам, ресурсно-функціональний, гармонізації інтересів та конкурентоспроможності [2]. Кожен із них акцентує окремий аспект безпеки і відображає певний стан наукової дискусії та практичних потреб свого часу. В. Гаркуша та Н. Єршова в своєму оглядовому дослідженні підтвердили таку класифікацію і додатково зафіксували тенденцію до зближення підходів у рамках комплексного бачення ЕБП [6].

Підхід захисту і протидії загрозам концентрується на пасивно-реактивній природі безпеки. У його рамках ЕБП розуміється як стан, при якому підприємство захищене від несприятливих зовнішніх і внутрішніх впливів достатньою мірою для збереження ключових параметрів діяльності. Цей підхід є найбільш інтуїтивно зрозумілим і досі залишається поширеним у прикладних дослідженнях. Зокрема, А. Яніогло та Т. Полаєва підкреслюють, що більшість визначень економічної безпеки підприємства та акцентують увагу на стійкості до зовнішніх і внутрішніх ризиків та загроз, а прогнозування в цій системі координат забезпечує інформаційну основу для випереджаючих управлінських рішень [72]. Автори виділяють чотири фази забезпечення ЕБП – планування, моніторинг, реагування на загрози та контроль – і доводять, що суто реактивна позиція не дозволяє підприємству діяти проактивно і формувати управлінські рішення на випередження змін середовища. Єрмошенко та Горячева деталізували цей підхід у фінансовому вимірі, обґрунтовуючи, що фінансова безпека є базовою складовою захисту підприємства від зовнішніх загроз [10].

Ресурсно-функціональний підхід акцентує не стільки наявність загроз, скільки спроможність підприємства протистояти їм завдяки ресурсам і функціональним підсистемам. Його класична реалізація представлена в монографії Г.В. Козаченка, В.П. Пономарьова та О.М. Ляшенка, яка є найбільш цитованою вітчизняною працею з проблематики ЕБП [13]. Автори виокремлюють сім функціональних складових безпеки і пов'язують їх із конкретними ресурсами та управлінськими функціями. Такий підхід зручний для операціоналізації, оскільки дозволяє провести кількісну оцінку рівня безпеки в кожній підсистемі та ідентифікувати найбільш вразливі з них. Л.І. Донець та Н.В. Ващенко розвинули цей підхід, визначаючи ЕБП як механізм мобілізації та оптимального управління корпоративними ресурсами для захисту від загроз [8]. Практичним наслідком такого визначення є те, що вдосконалення системи ЕБП зводиться до вдосконалення управління ресурсами, що є конструктивним операційним завданням. Г. Блакита та Т. Ганущак підтвердили ресурсну логіку на прикладі фінансової складової, запропонувавши власне визначення фінансової безпеки підприємства та систематизацію засобів її зміцнення [46].

Підхід гармонізації інтересів, запропонований Г.В. Козаченком, В.П. Пономарьовим, О.М. Ляшенко розглядає ЕБП у контексті узгодженості позицій підприємства і суб'єктів зовнішнього оточення [13]. Це відображує реалії початку 2000-х, коли проблема інституційних конфліктів і рейдерських атак була надзвичайно актуальною. Водночас, як зазначають В. Гаркуша та Н. Єршова, такий підхід певною мірою знімає з підприємства відповідальність за власну безпеку, замінюючи активне управління пасивним пошуком консенсусу [6]. З позицій сучасної управлінської науки цей підхід поступово змінюється, оскільки у кризових умовах гармонізація інтересів неможлива без ефективного прогнозування та адаптивної реакції. Д.В. Дячков, І.П. Потапюк та І.В. Капран у контексті стратегічного управління підприємством також зазначають, що ЕБП не може будуватися виключно на компромісі інтересів, а потребує активних управлінських механізмів [9].

Підхід на основі конкурентоспроможності набув поширення наприкінці 2000-х – у 2010-х роках, коли конкуренція на внутрішніх і зовнішніх ринках загострилася. О.М. Ляшенко у монографії, присвяченій концептуалізації управління ЕБП, визначає безпеку через призму конкурентоспроможності підприємства та ефективності використання ресурсів, пов'язавши їх із стійкістю розвитку [15]. С. Шинкар та співавтори запропонували трирівневу методологію оцінки ЕБП за схемою «індикатор – функціональна складова – інтегральний показник», яка враховує не лише внутрішні ресурси, а й ринкові позиції підприємства [104]. Л. Ковальська, А. Голій та Ю. Голій уточнили, що конкурентоспроможність є динамічною характеристикою і не може бути зведена до статичної оцінки – вона потребує постійного моніторингу та прогнозування змін ринкового середовища [12]. Л.Ю. Вдовиченко та М.В. Волосяк додатково обґрунтували, що стратегічне управління ЕБП в конкурентному середовищі передбачає формування цілісного механізму, який поєднує аналітичну, прогностичну та організаційну функції [5].

Узагальнення наведених підходів дозволяє виявити спільну тенденцію в еволюції поняття ЕБП – від статичної «захищеності» до динамічної «здатності управляти в умовах невизначеності». Цю тенденцію зафіксовано в дослідженнях останніх років, зокрема в роботах О. Чернишова, В. Прохорової та співавторів (2022), А. Штангрета та співавторів, які акцентують на антисипативному та адаптивному характері сучасного управління безпекою [20; 28; 103]. О. Халіна та співавтори зосередилися на організаційному забезпеченні управління ЕБП, доводячи, що інституційна рамка адаптивного управління є обов'язковою передумовою ефективності прогностичних систем [78]. Саме цей вектор визначає управлінсько-адаптивний підхід, в рамках якого ЕБП постає не як стан, а як динамічна управлінська характеристика, що реалізується через безперервний цикл моніторингу, прогнозування та реагування. Порівняльний аналіз визначень подано в таблиці 1.1

Таблиця 1.1

Порівняльний аналіз концептуальних підходів до визначення економічної
безпеки підприємства

Концептуальний підхід	Автор(и)	Рік	Ключова ідея визначення
Захисту і протидії загрозам	Мунтіян В.І.	1999	Стан відносин і ресурсів підприємства, що забезпечує стабільність його функціонування та розвитку в умовах впливу зовнішніх і внутрішніх загроз
Захисту і протидії загрозам	А. Яніогло, Т. Полаєва (Janiglo, Polajeva)	2017	Система забезпечення ЕБП як комплекс послідовних фаз нейтралізації загроз, що формує здатність підприємства зберігати цілісність та стійкість
Ресурсно-функціональний	Покропивний С.Ф.	2001	Стан ресурсів і можливостей підприємства, який забезпечує стабільне функціонування та поступальний розвиток через ефективне використання ресурсного потенціалу
Ресурсно-функціональний	Донець Л.І., Ващенко Н.В.	2008	Механізм мобілізації та оптимального управління корпоративними ресурсами для забезпечення захисту від зовнішніх і внутрішніх загроз
Гармонізації інтересів	Козаченко Г.В., Пономарьов В.П., Ляшенко О.М.	2003	Ступінь гармонізації інтересів підприємства з інтересами суб'єктів зовнішнього середовища, що забезпечує його стабільне функціонування та динамічний розвиток
Конкуренто-спроможності	Ляшенко О.М.	2015	Стан конкурентоспроможності підприємства та ефективності використання ресурсів, що відповідає цільовим орієнтирам керівництва та забезпечує стійкість розвитку
Конкурентоспроможності	С. Шинкар та співавтори	2020	Трирівнева оцінка ЕБП за схемою «індикатор – функціональна складова – інтегральний показник» з урахуванням ринкових позицій підприємства
Управлінсько-адаптивний	А. Штангрет та співавтори	2021	Антисипативне управління, спрямоване на прогнозування змін середовища та проактивну підготовку управлінських відповідей

Джерело: складено автором на основі [2; 6; 8; 12; 13; 15; 17; 19; 71; 103; 104]

Аналіз даних таблиці 1.1 дозволяє зробити кілька важливих спостережень. По-перше, усі підходи є взаємодоповнюючими, а не взаємовиключними, оскільки кожен виявляє окремий зріз складного соціально-економічного феномену. По-друге, хронологічна динаміка визначень відображає зростання вимог до проактивності та адаптивності системи управління безпекою. По-третє, жоден із класичних підходів явно не враховує роль прогнозування як системоутворюючого елемента механізму забезпечення ЕБП, що є значущою прогалиною в умовах зростаючої волатильності зовнішнього середовища і потребує концептуального заповнення.

На підставі наведеного аналізу та з урахуванням тематики цього дослідження, авторське визначення економічної безпеки підприємства формулюється таким чином.

Визначення 1.1. Економічна безпека підприємства (ЕБП) – це динамічна управлінська характеристика підприємства, що відображає його здатність зберігати досяжність стратегічних та операційних цілей в умовах зовнішніх і внутрішніх загроз та невизначеності через ефективне використання ресурсного потенціалу, адаптивне управління та прогнозування у ключових функціональних підсистемах.

Визначення 1.1. відрізняється від існуючих підходів тим, що явно включає прогнозування як конститутивний елемент механізму безпеки – поряд із ресурсним управлінням та адаптивністю рішень.

Не менш важливим, ніж уточнення поняття ЕБП, є питання про її структуру – тобто про перелік функціональних складових, які утворюють систему безпеки. Тут наукова дискусія є навіть гострішою, ніж у питанні визначень, оскільки вибір складових прямо впливає на методологію оцінювання та управління безпекою. Традиційно у вітчизняній літературі склалася «семикомпонентна» модель, що включає фінансову, інтелектуально-кадрову, техніко-технологічну, політико-правову, інформаційну, екологічну

та силову складові [13; 19]. Ця класифікація отримала найбільш широке поширення і стала фактичним стандартом для розробки методик оцінки ЕБП.

Водночас ряд дослідників розглядає і альтернативні або розширені підходи до класифікації. С.М. Ілляшенко зосереджується на чотирьох ключових складових – фінансовій, ринковій, інтерфейсній та інтелектуальній – обґрунтовуючи, що саме вони визначають конкурентоспроможність підприємства у ринковому середовищі [11]. Особливої уваги заслуговує «інтерфейсна» складова, яка описує безпеку взаємодії з контрагентами та зовнішнім середовищем і фактично передбачає наявність механізмів моніторингу та прогнозування партнерських відносин. А. Череп та співавтори (2020) у дослідженні ЕБП машинобудівних підприємств виокремили п'ять складових з акцентом на техніко-технологічній та фінансовій, що відображають галузеву специфіку [51]. Я. Пушак та співавтори у дослідженні аграрних підприємств запропонували систему оцінки ЕБП, що також адаптує склад компонентів до галузевих особливостей [94]. І.В. Колодяжна та К.А. Букріна розглядають ЕБП в контексті сталого функціонування підприємства, наголошуючи на необхідності інтеграції прогнозних функцій у структуру безпеки [14]. В. Прохорова та співавтори в умовах дестабілізаційного розвитку пропонують зосереджуватися на чотирьох базових складових, обґрунтовуючи, що в кризових умовах широка класифікація ускладнює оперативне управління [20]. Порівняльний аналіз класифікацій подано в таблиці 1.2.

Дані таблиці 1.2 свідчать про відсутність єдиного стандарту у визначенні складових ЕБП та про залежність класифікації від мети дослідження, галузевого контексту і часового горизонту аналізу. Разом із тим, звертає на себе увагу систематична відсутність у наведених класифікаціях аналітично-прогностичної складової як самостійного елемента. Між тим, якщо ЕБП розуміти як динамічну управлінську характеристику (відповідно до авторського визначення), то здатність генерувати якісну прогнозну інформацію для управлінських рішень має бути виділена в окрему функціональну підсистему – аналітично-прогностичну. Саме вона пов'язує всі

інші складові, забезпечуючи інформаційну основу для проактивного управління загрозами.

Таблиця 1.2

Порівняльний аналіз класифікацій функціональних складових економічної безпеки підприємства

Автор	Рік	Складові ЕБП
Покропивний С.Ф.	2001	Фінансова, інтелектуально-кадрова, техніко-технологічна, політико-правова, інформаційна, екологічна, силова
Козаченко Г.В., Пономарьов В.П., Ляшенко О.М.	2003	Фінансова, інтелектуально-кадрова, техніко-технологічна, правова, інформаційна, екологічна, ринкова, силова
Ілляшенко С.М.	2004	Фінансова, ринкова, інтерфейсна, інтелектуальна (спрощена модель з акцентом на конкурентоспроможності)
Череп А.В. та ін.	2020	Фінансова, виробнича, кадрова, техніко-технологічна, інформаційна (акцент на машинобудівних підприємствах)
Пушак Я. та ін.	2021	Фінансова, виробнича, кадрова, маркетингова, інноваційна (аграрний сектор)
Прохорова В. та ін.	2022	Фінансова, виробничо-збутова, техніко-технологічна, кадрова (в умовах дестабілізаційного розвитку)

Джерело: складено автором на основі [8; 11; 13; 19; 20; 51; 94]

С.Т. Пілецька, Т.Ю. Коритько та Є.В. Ткаченко у моделі інтегральної оцінки ЕБП фактично підтвердили цю тезу, показавши, що якість кількісної оцінки безпеки прямо залежить від адекватності аналітичного апарату, який лежить в її основі [18].

Визначення 1.2. Функціональні складові економічної безпеки підприємства включають фінансову, техніко-технологічну, кадрово-інтелектуальну, інформаційну, ринкову, правову, екологічну та аналітично-прогностичну (як системоутворюючу) складові.

Актуалізація теоретичних підходів до ЕБП в умовах сучасних викликів є необхідним кроком для обґрунтування практичного значення дисертаційного дослідження. Цифрова трансформація підприємств суттєво змінює простір загроз: поряд із традиційними ризиками виникають кіберзагрози, ризики несправності цифрових систем, витоку даних та залежності від зовнішніх платформ [7; 33; 35; 36; 37]. Водночас цифровізація відкриває нові можливості для збирання даних, побудови прогнозних моделей і автоматизації управлінських рішень, що принципово змінює технологічну основу аналітично-прогностичної підсистеми ЕБП. У суміжних дисциплінах інженерної безпеки та ризик-менеджменту технології цифрових двійників вже продемонстрували значний потенціал для прогнозування ризиків та моніторингу безпеки в реальному часі. Е. Зіо та Л. Мікелес у систематичному огляді, що охоплює публікації 2018-2023 років, зафіксували стрімке зростання застосувань цифрових двійників (digital twins) у сферах аналізу безпеки, оцінювання ризиків та управління надзвичайними ситуаціями і визначили перспективні напрями інтеграції цих технологій із системами підтримки прийняття рішень [121]. Адаптація таких підходів до задач економічної безпеки підприємства є перспективним, але поки недостатньо дослідженим напрямом.

Умови війни та геополітичної нестабільності, в яких перебувають українські підприємства з 2022 року, поставили під сумнів застосовність класичних підходів до управління безпекою. Дослідження О. Зибаревої та співавторів фіксують зростання просторових викликів для промислових підприємств в умовах нестабільності та доводять, що традиційні статичні моделі оцінки ЕБП втрачають прогностичну цінність у таких умовах [122]. Управління економічною безпекою підприємств в умовах війни розглянуто також нами у роботі [30; 34], яка акцентує увагу на специфіці антикризових механізмів воєнного часу. В. Прохорова та співавтори [20] конкретизують, що управлінські рішення в умовах дестабілізаційного розвитку потребують принципово інших методологічних інструментів – зокрема, адаптивного

прогнозування з короткими горизонтами та регулярним переоцінюванням параметрів моделі [20]. Емпіричне підтвердження цієї тези надають дослідження, виконані безпосередньо в умовах воєнного конфлікту. К. Облой та Р. Вороновська на основі якісного аналізу реакцій великих українських компаній виявили, що початковий період війни характеризується ригідністю управлінських рішень, проте надалі підприємства переходять до контингентних стратегій адаптації, використовуючи [89]. Г. Де Ваал та співавтори у дослідженні стійкості українських підприємств наводять, з посиланням на оцінки UNDP 2024 року, що близько 64 % мікро-, малих та середніх підприємств України були вимушені призупинити або припинити діяльність на тому чи іншому етапі повномасштабної війни; самі автори емпірично продемонстрували, що підприємства, які продовжили функціонування, демонструють принципово різні патерни відновлення доходів, що підтверджує необхідність диференційованих адаптивних механізмів управління безпекою [54]. С. Мельник та співавтори на прикладі кадрової безпеки продемонстрували, що антикризове управління персоналом в системі ЕБП потребує постійної адаптації до змін зовнішнього середовища [85]. В роботі [39] також підкреслюється важливість збереження фінансової стійкості підприємств в умовах воєнних викликів.

О. Чернишов та А. Штангрет (2021) доводять, що антисипативне та адаптивне управління дозволяє підприємству не лише реагувати на загрози постфактум, а й передбачати їх появу та готувати управлінські відповіді заздалегідь [28; 103]. Ключовою умовою реалізації такого підходу є наявність якісної прогнозної підсистеми, інтегрованої в загальну систему управління безпекою. О. Ілляш та співавтори безпосередньо досліджують моделі прогнозування складових технологічного зростання в контексті ЕБП та доводять, що якість прогнозування є визначальним чинником ефективності управлінських рішень у сфері безпеки підприємства [73]. Характер впливу сучасних чинників на систему ЕБП узагальнено в таблиці 1.3.

Таблиця 1.3

Сучасні чинники впливу на систему економічної безпеки підприємства та їх зв'язок із прогнозуванням

Чинник впливу	Характер впливу на систему ЕБП
Цифрова трансформація	Розширює загрозовий простір (кіберризика) і одночасно створює нові інструменти моніторингу та оцінювання безпеки; потребує перегляду складу функціональних підсистем ЕБП
Воєнна агресія та геополітична нестабільність	Ускладнює горизонт планування, підвищує волатильність ключових показників, унеможливорює застосування традиційних статичних прогнозів як основи управлінських рішень
Адаптивне управління	Стає провідною методологічною рамкою для реагування на динамічні зміни середовища; вимагає інституціоналізованого контуру перегляду рішень та прогнозування
Прогнозування як елемент ЕБП	Якість прогнозної інформації прямо визначає швидкість та адекватність управлінської реакції; перехід від статичних до адаптивних методів прогнозування є ключовою науковою задачею

Джерело: складено автором на основі [7; 11; 20; 25; 28; 31; 32; 36; 37; 40; 54; 73; 89; 103; 122]

Підсумовуючи теоретичний аналіз, виконаний у цьому підрозділі, можна зробити такі висновки. Поняття ЕБП пройшло шлях від захисно-реактивного тлумачення до динамічної управлінської характеристики, яка реалізується через адаптивний цикл моніторингу, прогнозування та реагування. Функціональні складові ЕБП у різних класифікаціях варіюються від чотирьох до восьми і більше, однак систематично не включають аналітично-прогностичну підсистему – попри її принципову роль в умовах нестабільності.

Наведені теоретичні положення утворюють підґрунтя для наступних досліджень. Зокрема, у п. 1.2 розглядаються сучасні підходи до адаптивного прийняття рішень в управлінні економічними процесами як методологічна

основа концепції адаптивного прогнозування у системі економічної безпеки підприємства.

1.2. Сучасні підходи щодо адаптивного прийняття рішень в управлінні економічними процесами

У п.1.1 дисертації економічну безпеку підприємства було розглянуто як характеристику стійкості та керованості функціонування, тобто як здатність підприємства зберігати досяжність цілей за умов дії загроз і змін зовнішнього середовища. Таке розуміння природно фокусує увагу не на «відсутності ризику», а на тому, наскільки підприємство здатне керувати наслідками невизначеності для результатів діяльності.

У визначеному контексті показовим є сприйняття ризику в сучасних стандартах ризик-менеджменту як «впливу невизначеності на цілі», оскільки воно безпосередньо пов'язує невизначеність із досяжністю цілей і тим самим із безпекою як управлінською характеристикою [75]. Враховуючи таку постановку, економічна безпека не може бути зведена лише до пасивної «властивості середовища» або до сукупності захисних заходів. Вона реалізується через управлінські дії, тобто через те, як на підприємстві організовано ухвалення рішень, як швидко та адекватно ці рішення реагують на зміни, і наскільки вони зменшують вразливість підприємства до несприятливих сценаріїв. Інакше кажучи, якщо економічна безпека тлумачиться як збереження досяжності цілей під невизначеністю, то ключовим «механізмом» її забезпечення стають якість процесів прийняття рішень та рівень їх адаптивності.

Теоретичне підґрунтя необхідності вдосконалення прийняття рішень формує насамперед економічна теорія ризику й невизначеності. Класичний підхід Ф. Найта розмежовує «вимірюваний ризик» і невизначеність, яку не можна коректно звести до стабільних імовірностей; саме невизначеність

ускладнює обґрунтований вибір і перетворює стійкість бізнесу на проблему управління знаннями та очікуваннями [80]. Для цілей економічної безпеки підприємства це означає, що вдосконалення процесів прийняття рішень має бути спрямоване не лише на «ефективність у середньому», а й на здатність діяти в умовах неповноти інформації та потенційної зміни правил гри.

Нормативна теорія прийняття рішень формалізує, яким має бути раціональний вибір за умов невизначеності, якщо суб'єкт здатен оперувати узгодженими перевагами та імовірнісними уявленнями. У підході Л. Севіджа раціональна поведінка може бути представлена як максимізація очікуваної корисності відносно суб'єктивної імовірнісної міри, а оновлення переконань узгоджується з байєсівською логікою [97]. У цій логіці «очікування» стають внутрішнім елементом механізму вибору, а отже, якість процесу прийняття рішень прямо залежить від того, наскільки обґрунтовано сформовано уявлення про можливі майбутні стани та наслідки альтернатив. Уже на цьому етапі з'являється важливий висновок, що удосконалення прийняття рішень у задачах економічної безпеки неможливе без удосконалення механізму формування очікувань.

Додаткове обґрунтування дає теорія багатокрокових задач. Управління підприємством є послідовністю рішень у часі, а не одноразовим актом вибору, тому адаптивність природно впливає зі структури управлінського циклу. Ідея управління як послідовності кроків та принцип оптимальності в динамічному програмуванні Р. Беллмана підкреслюють, що поточне рішення залежить від очікуваного майбутнього та від того, як сьогоднішня дія змінює простір майбутніх можливостей [44]. Відповідно, вдосконалення процесів прийняття рішень у системі економічної безпеки слід розуміти як посилення здатності підприємства регулярно переглядати дії в світлі нової інформації та змін у середовищі, тобто як інституціоналізацію адаптивного контуру управління.

Описова (поведінкова) економіка підсилює наведене міркування тим, що реальні організації приймають рішення в умовах обмежень часу, уваги та обчислювальних ресурсів. Г. Саймон, вводячи поняття обмеженої

раціональності, показав, що практичне прийняття рішень базується на процедурах пошуку й критеріях «задовільності», а не на повній оптимізації [105]. Такий самий висновок випливає з теорії антикрихкості Н. Талеба, який доводить, що занадто оптимізована структура втрачає життєздатність в умовах зовнішніх змін кризового характеру [110]. З позицій економічної безпеки це означає, що вдосконалення прийняття рішень має включати не лише математичні моделі, а й організаційні процедури, які зменшують уразливість до непередбачуваних змін і скорочують лаг між появою нової інформації та управлінською реакцією.

Коли рішення ухвалюються під ризиком, поведінкові відхилення від нормативної моделі можуть породжувати систематичні помилки в оцінюванні імовірностей, втрат і вигащів. Теорія перспектив Д. Канемана та А. Тверські демонструє, що фактичний вибір часто відрізняється від моделі очікуваної корисності через асиметрію сприйняття втрат і вигащів та нелінійне зважування імовірностей [76]. Отже, вдосконалення процесів прийняття рішень, які мають підтримувати економічну безпеку, повинно передбачати не лише «кращі дані», а й процедури контролю й перевірки рішень, здатні знижувати вплив когнітивних перекосяв.

Нарешті, сучасні підходи до невизначеності враховують, що проблема може полягати не лише в невідомих параметрах, а й у можливій помилковості моделі та неоднозначності самих імовірностей. Модель максимінної очікуваної корисності І. Гілбоа та Д. Шмейдлера формалізує вибір, орієнтований на найгірший сценарій серед множини правдоподібних розподілів [64]. Для підтримки економічної безпеки, це підкреслює значущість підходів, де рішення оцінюються не лише «за середнім прогнозом», а й за прийнятністю результатів у несприятливих, але можливих станах.

З огляду на викладене, вдосконалення процесів прийняття рішень у системі економічної безпеки можна трактувати як системне зменшення невизначеності в управлінському виборі та як підвищення ефективності дій підприємства. Однак у теорії рішень зменшення невизначеності неможливе

без підвищення якості інформації, на основі якої здійснюється вибір, і насамперед без уточнення уявлень про майбутні стани середовища та наслідки альтернатив. Це обумовлює необхідність якісного прогнозування, як елементу забезпечення економічної безпеки. Кількісне визначення можливих станів та їх ймовірності дозволяє сформулювати очікування щодо зміни тенденцій і тим самим підвищити керованість ризику.

Теоретичним підґрунтям такого висновку слугує підхід щодо визначення «цінності інформації» в теорії прийняття рішень. В рамках цього підходу додаткова інформація має економічну цінність тоді, коли вона змінює оптимальну дію і підвищує очікуваний результат або знижує очікувані втрати з урахуванням вартості отримання інформації. У науковій літературі підкреслюється зв'язок цінності інформації з класичними роботами Р. Говарда та підходом Говард-Райффа, а також її формалізація через очікувану цінність досконалої чи часткової інформації [116]. Таким чином, інформація про майбутні стани підприємства та його оточення потенційно має позитивну очікувану цінність для економічної безпеки підприємства через зміну управлінських рішень і зменшення очікуваних збитків від несприятливих подій. Основною формою інформації про майбутній стан будь-якої системи є прогноз.

Методологія прогнозування в управлінні акцентує, що прогнози потрібні насамперед для планування та ухвалення рішень, а не для «вгадування» майбутнього. У [69] наголошується, що прогнозування є необхідним у багатьох управлінських ситуаціях і слугує опорою ефективного планування. Принципово важливим є також те, що сучасна прогнозна практика включає не лише точкові оцінки, а й інтервальні оцінки та невизначеність прогнозу. Саме цей перехід від «одного числа» до діапазону або розподілу природно поєднується з завданнями економічної безпеки, оскільки підприємство має керувати не одиничним сценарієм, а спектром можливих несприятливих подій.

На рівні мікроекономічної поведінки підприємства потреба прогнозування як елемента управлінських рішень проявляється, зокрема, в інвестиційній логіці. У теорії реальних опціонів інвестиція часто є частково необоротною, а отже, має «опціонну» цінність очікування додаткової інформації. У [57] показано, що за умов невизначеності та необоротності оптимальна стратегія може зміщуватися в бік відкладення інвестицій до моменту, коли інформація стане сприятливішою. Отже, можна зробити висновок, що точність і своєчасність прогнозів впливають на пороги інвестиційних рішень, а більш якісна прогнозна інформація здатна зменшувати «вартість очікування» та підтримувати стійкість підприємства.

Емпіричні дослідження шоків невизначеності також демонструють, що зростання невизначеності супроводжується скороченням інвестицій та зайнятості через механізм «пауза і відкладення» у прийнятті рішень [40; 47]. Вимірювачі економічної політичної невизначеності пов'язуються зі зниженням інвестицій та зайнятості на рівні фірм, що робить практично значущим створення на підприємстві контуру моніторингу та прогнозування змін зовнішнього середовища [41]. У цьому сенсі прогнозування виступає механізмом, який зменшує невизначеність у виборі дій і підтримує економічну безпеку як керованість досяжності цілей.

Порівняльні дослідження також показують, що включення адаптивного навчання може покращувати узгодженість макромоделей із даними. Так, за результатами дослідження, проведеного European Central Bank, модель DSGE з адаптивним навчанням було порівняно із моделлю на основі раціональних очікувань [114]. Аналіз, проведений на основі реальних даних про макроекономічні показники ЄС, показав, що адаптивна модель виявилася кращою в прогнозуванні динамічних змін в умовах турбулентного зовнішнього середовища та на великих горизонтах прогнозування. Для короткотермінового прогнозування та в стабільних умовах більш точною виявилася модель на основі раціональних очікувань [114]. Для підприємства сенс цього результату в тому, що в турбулентних умовах використання

адаптивного прогнозування може бути практично кориснішим, ніж статичні прогнози.

Класичні методи математичної статистики дозволяють визначати статичні прогнози економічних показників. Під «статичним прогнозом» будемо розуміти прогноз, що формується на основі фіксованої специфікації моделі та одноразово оцінених параметрів, після чого процедура прогнозування не передбачає регулярного переоцінювання моделі при надходженні нових даних. У такому підході майбутня динаміка фактично екстраполюється за припущенням відносної структурної стабільності зв'язків і параметрів у часі.

У гіпотезі раціональних очікувань Дж. Мут показав, що очікування економічних агентів відповідають статистично коректним прогнозам, зумовленим доступною інформацією та структурою економіки; отже, навіть у класичній постановці очікування мисляться як прогнози [88].

Зауважимо, що саме припущення стабільності є методологічно вразливим у випадках режимних змін, коли поведінка економічних агентів і характер залежностей можуть змінюватися під впливом зовнішніх шоків. Застосування статичних прогнозів у таких умовах підвищує ризик систематичних помилок і знижує практичну корисність прогнозової інформації для прийняття рішень. На це, зокрема, вказує Р. Лукас, згідно з роботами якого, параметри емпіричних моделей не є інваріантними до змін політики та режиму, а отже, використання «закріплених» у часі залежностей може породжувати хибні управлінські орієнтири [83].

Враховуючи, що економічна безпека підприємства пов'язана із досяжністю цілей в умовах невизначеності, принциповим стає питання, чи здатна прогнозна підсистема зберігати адекватність тоді, коли змінюються тренди, дисперсії, сезонні властивості або структурні взаємозв'язки. У цьому контексті доцільно перейти до поняття «адаптивного прогнозу». Під «адаптивним прогнозом» будемо розуміти прогноз, що формується як результат регулярного оновлення моделі та/або її параметрів у міру

надходження нової інформації з метою збереження точності й управлінської придатності в середовищі, де можливі структурні зсуви та режимні зміни. Такий підхід узгоджується з ідеєю економетричного навчання, де правила формування очікувань коригуються на основі помилок прогнозу та нових даних [59]. У цьому випадку прогнозування перестає бути одноразовим розрахунком і перетворюється на безперервний процес в межах управлінського циклу.

З метою уточнення практичного змісту адаптивності зауважимо, що її ключовою ознакою є скорочення лагу між появою нових даних і коригуванням прогнозу, а через нього – і управлінського рішення. Як підтвердження значущості такого підходу можна згадати метод «наукастингу», який поступово отримує все більш широке розповсюдження в економічному моніторингу. Наукастинг полягає в тому, що оцінки поточного стану та короткострокові прогнози систематично переглядаються щоразу, коли публікуються нові значення показників або уточнення статистики [63; 48]. Схожі підходи до регулярного оновлення знань про економічні процеси описані у звіті Федерального резервного банку Нью-Йорка [48].

Таким чином, адаптивність у прогнозуванні можна інтерпретувати як здатність системи управління працювати з інформацією в режимі реального часу, що є особливо важливим у періоди нестабільності.

На рівні підприємства аналогічний підхід проявляється в переході від статичного планування до процедур безперервного перегляду прогнозів на ковзному горизонті. В [66] показано, як такий підхід може забезпечити регулярне оновлення прогнозних оцінок в бюджетному контролі і створення організаційних передумов для адаптивного прийняття рішень. Таким чином адаптивні прогнози, як елемент управлінської технології дозволяють підтримувати своєчасність коригувальних дій, зменшують інформаційну невизначеність у виборі альтернатив і підвищують керованість економічної безпеки як здатності підприємства зберігати досяжність цілей за умов змін у зовнішньому середовищі.

Ще один аргумент на користь адаптивності прогнозування дає робастний підхід, де враховується можливість помилки моделі. У [65] робастне керування формалізується як вибір політики за умов, коли суб'єкт допускає хибну специфікацію моделі й оцінює найгірші правдоподібні відхилення від базового процесу. Отже, для підприємства, яке прагне економічної безпеки, потрібно оцінювати не лише «середній прогноз», а й можливі помилки прогнозної моделі та їх наслідки. Це поєднує прогнозування зі сценарним аналізом і робастними процедурами вибору.

Таким чином, статичний прогноз може бути прийнятним лише у відносно стабільних умовах, де параметри процесу зберігають інваріантність. Для управління економічною безпекою підприємства в мінливому середовищі більш обґрунтованим є використання адаптивних прогнозів, здатних регулярно враховувати нову інформацію та зменшувати ризик систематичного відхилення прогнозних оцінок від фактичної динаміки [59; 83]. Разом із тим, слід відзначити, що статичні прогнози є більш простими та дешевими у реалізації.

Отже адаптивне прогнозування займає ключове місце в системі економічної безпеки підприємства (рис. 1.1).

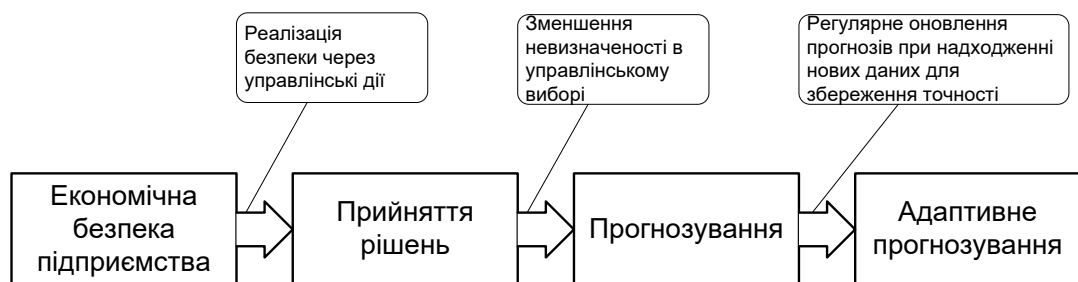


Рис. 1.1 – Місце адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства

Джерело: розроблено автором

На рівні корпоративного управління потреба в адаптивності закріплюється через інструменти ризик-менеджменту й управлінського

контролю. Визначення ризику як впливу невизначеності на цілі закріплено у стандартах ISO. Це підкреслює цільовий характер управління і робить невизначеність ключовою змінною, яка впливає на ймовірність досягнення показників ліквідності, платоспроможності, рентабельності, безперервності операцій [75]. Підхід COSO також наголошує на вбудовуванні управління ризиками у стратегію й результативність, підкреслюючи зв'язок якості рішень із створенням і збереженням цінності [53]. Це означає, що прогнозування набуває прикладного значення не саме по собі, а як джерело інформації для коригування управлінських рішень, лімітів і резервів у відповідь на зміну ризиків.

Концептуально схожими на адаптивне прогнозування є також підходи до управління на основі слабких сигналів та сценарні підходи (зокрема, стрес-тестування). Ранній сигнал в системі управління підприємством дає можливість перебудувати політику запасів, фінансування або продажів до того, як шок повністю проявиться у фінансових результатах. Як приклад можна навести систему композитних індикаторів OECD, яка слугує інструментом визначення ранніх сигналів про поворотні точки ділового циклу [90]. Схожий підхід використовується у сценарному моделюванні. Так, стрес-тестування в фінансовому секторі є формалізованим способом оцінки стійкості фінансових установ в їх поточному стані до несприятливих сценаріїв. Кожна наступна ітерація стрес-тестування проводиться на основі актуальних показників фінансового стану, що поріднює цей метод із адаптивним прогнозуванням. Оскільки метою стрес-тестування є визначення здатності об'єктів тестування протидіяти зовнішнім загрозам, воно може розглядатися як аналог визначення рівня економічної безпеки [43].

Дослідження практичних прикладів реалізації адаптивного прогнозування (rolling forecasting) демонструють, що такі процедури змінюють частоту й характер управлінських циклів [66]. Прогноз у такому випадку стає внутрішнім інструментом трансформації нової інформації на коригувальні сигнали. Саме тут чітко простежується зв'язок між

удосконаленням процесів прийняття рішень і прогнозуванням, оскільки рішення стають адаптивними настільки, наскільки адаптивними є прогнози, що живлять контур управління.

Розглянемо теоретичні та практичні здобутки щодо ролі та місця прогнозів в системі управління економічною безпекою підприємства.

Зв'язок між глобальними процесами, ризиками для підприємства та потребою в прогнозуванні насамперед обумовлений невизначеністю економічної політики. Індексні підходи до вимірювання економічної і політичної невизначеності фіксують її зростання навколо виборів, воєн, фінансових криз і бюджетних конфліктів. На рівні підприємств така невизначеність проявляється через зниження інвестицій, збутові та кадрові проблеми [41; 47]. Матеріали МВФ також підкреслюють, що підвищення торговельної політичної невизначеності тисне на інвестиційні рішення фірм і ускладнює оптимізацію запасів [41; 74]. Для підприємства це означає, що прогнозування зовнішніх умов є чинником операційної та фінансової стійкості, а отже, елементом економічної безпеки.

На локальному рівні аналогічну роль відіграють прогнози попиту, витрат і ліквідності, оскільки вони визначають ризик дефіциту оборотного капіталу або зриву постачань. Класичним прикладом використання прогнозного індикатора в системі управління ризиками є модель Z-score Е. Альтмана, яка представляє собою інструмент прогнозування банкрутства на основі фінансових коефіцієнтів [40]. У цьому випадку прогнозування виконує функцію раннього попередження, що дозволяє завчасно ініціювати коригувальні дії та зменшувати ймовірність переходу підприємства в критичний стан.

Ще одним прикладом є використання рухомого горизонту (rolling horizon) в операційному управлінні підприємством. В цьому випадку оперативні рішення регулярно переглядаються з урахуванням нових даних і прогнозів. У літературі з модельно-прогнозного керування у задачах з дослідження ланцюгів постачання підкреслюється, що алгоритми оптимізації,

що використовують принцип рухомого горизонту, можуть краще враховувати ризики дефіциту запасів [109]. У такому випадку регулярний перегляд планів на основі актуальних прогнозів забезпечує адаптивність прийняття рішень та підвищує економічну безпеку підприємства.

Окремий клас зовнішніх інформаційних сигналів для адаптивного прогнозування на промисловому підприємстві, формують моделі технологічної зрілості. Найбільш відомою з них є емпірична модель Gartner Hype Cycle, яка описує траєкторію очікувань щодо нових технологій через п'ять послідовних фаз: «Innovation Trigger» (запуск інновації), «Peak of Inflated Expectations» (пік завищених очікувань), «Trough of Disillusionment» (прірва розчарування), «Slope of Enlightenment» (схил навчання) та «Plateau of Productivity» (плато продуктивності) [87]. Для кожної з технологій, включених у відповідний Hype Cycle, публікується та регулярно оновлюється прогноз часу до виходу на фазу плато продуктивності, що, по суті, є оцінкою горизонту їх масового впровадження. Стадія зрілості технології в такій моделі відображає не лише технічну готовність рішення, а й колективні очікування розробників, інвесторів та регуляторів, і саме тому є випереджальним сигналом про майбутню динаміку інвестиційної активності у відповідних сегментах ринку.

У роботі [87] на даних глобальної інвестиційної динаміки за період 2018–2024 рр. емпірично підтверджено, що між кількісною оцінкою фази зрілості ключових технологій за моделлю Gartner Hype Cycle та інвестиційною активністю у відповідних високотехнологічних сегментах існує сильний прямий зв'язок із коефіцієнтом кореляції $r = 0,8615$. Головним драйвером зростання інвестицій виступають технології, що знаходяться поблизу «Peak of Inflated Expectations»: наразі такі технології переважно пов'язані зі штучним інтелектом. Авторами доведено, що отримані висновки поширюються на широкий спектр галузей цифрової економіки з високою питомою вагою нематеріальних активів та швидкими циклами оновлення. Це означає, що модель Gartner Hype Cycle може використовуватися як робочий інструмент

кількісного аналізу та прогнозування інвестиційної активності у зазначених галузях.

Оскільки сучасне промислове підприємство нерозривно поєднане з цілим рядом супутніх високотехнологічних напрямків, які забезпечують його операційну, ринкову та регуляторну стійкість, модель Gartner Hype Cycle безпосередньо відповідає завданням забезпечення його економічної безпеки через адаптивне прогнозування. Серед найбільш критичних для металургійної галузі технологій, які систематично представлені в Gartner Hype Cycles, можна виділити ESG/Greentech та RegTech.

Сегмент ESG- та Greentech-технологій охоплює рішення для моніторингу та зниження вуглецевого сліду, технології декарбонізації металургійних процесів (зокрема, водневу металургію, електродугові печі з низьковуглецевим живленням, системи збору та утилізації CO₂), а також інструменти ESG-звітування та верифікації. Для українських металургійних підприємств цей напрям набуває стратегічного значення у зв'язку із запровадженням у Європейському Союзі механізму вуглецевого коригування імпорту (Carbon Border Adjustment Mechanism, CBAM) [95], який безпосередньо впливає на конкурентоспроможність експорту металопродукції. Знання про фазу зрілості конкретних ESG/Greentech-рішень за Gartner Hype Cycle дозволяє підприємству заздалегідь ідентифікувати ті з них, що рухаються до «Peak of Inflated Expectations», тобто найближчим часом стануть стандартом галузевих практик і нормативних вимог. Раннє виявлення таких ключових технологій та їх провідних розробників створює для підприємства можливість укласти контракти на впровадження або ліцензування на більш вигідних умовах – до моменту, коли зростання інвестиційної активності у відповідному сегменті призведе до різкого подорожчання рішень. Аналогічно, для технологій, які за Gartner Hype Cycle перебувають у фазі «Trough of Disillusionment», доцільним може бути відкладення масштабних інвестицій до переходу у фазу «Slope of

Enlightenment», коли технологічні ризики суттєво знижуються при ще помірному рівні цін.

Подібну ж роль для металургійного виробництва відіграє сегмент RegTech та compliance-технологій. Він охоплює автоматизовані рішення для дотримання вимог санкційного контролю, експортного контролю, AML/KYC-процедур, environmental compliance та регуляторної звітності, що особливо актуально для великих експортно-орієнтованих структур металургійної галузі України, які працюють на глобальних ринках в умовах безпрецедентної динаміки санкційних режимів та регуляторних обмежень. Раннє відстеження фаз зрілості ключових RegTech-рішень за Gartner Hype Cycle дозволяє завчасно ідентифікувати інструменти, що в майбутньому з високою ймовірністю стануть стандартом, спланувати відповідні інвестиції у власну compliance-інфраструктуру та зафіксувати домовленості з розробниками цих рішень до того, як попит на них стрімко зросте. Тим самим знижується «вартість запізнення» в адаптації до нових нормативних вимог, що є ключовим компонентом правової та інформаційної складових ЕБП.

Окрім перелічених, аналогічну логіку можна застосувати до інших високотехнологічних напрямків, що супроводжують сучасне металургійне виробництво. Серед таких напрямків можна відмітити цифрові двійники та промисловий інтернет речей (IoT) для виробничих ліній, предиктивне обслуговування на основі ШІ для критичного обладнання, технології логістичної аналітики, кібербезпеку операційних технологій (OT-security), системи цифрової управлінської аналітики тощо. У всіх цих напрямках систематичний моніторинг Gartner Hype Cycles надає підприємству випереджальний сигнал щодо технологічної та інвестиційної динаміки відповідних ринків постачальників, який доцільно інтегрувати в адаптивний контур прогнозування у системі ЕБП [87].

Таким чином, теоретико-методологічне підґрунтя застосування адаптивного прогнозування як компонента економічної безпеки підприємства складається у цілісну схему (рис. 1.2).

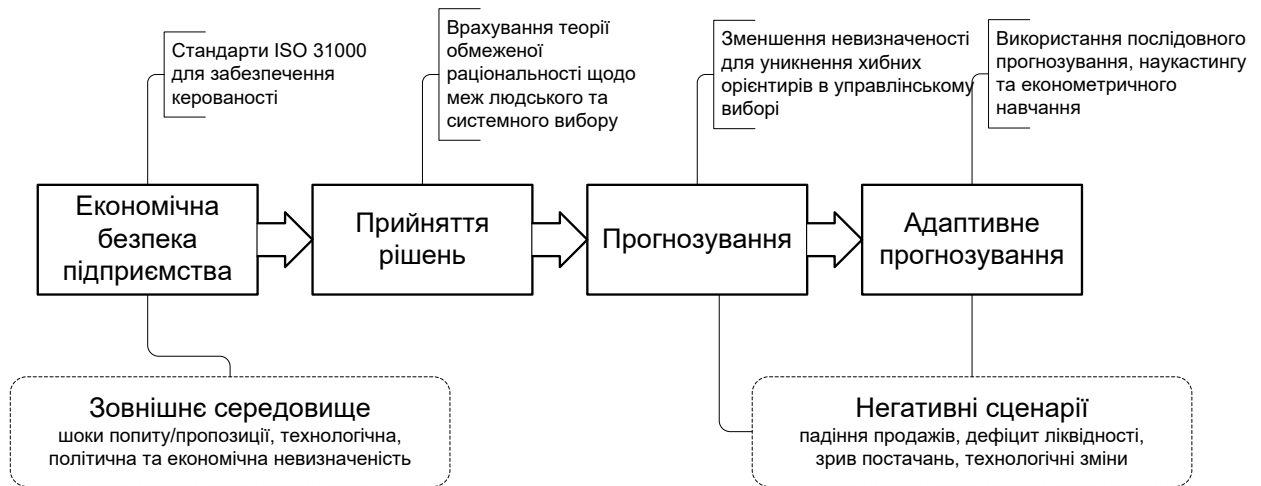


Рис. 1.2. Теоретико-методологічне підґрунтя адаптивного прогнозування як компонента економічної безпеки підприємства

Джерело: розроблено автором

Узагальнення теоретичних та практичних підходів до визначення ролі адаптивного прогнозування в системі управління економічною безпекою наведено в табл. 1.4.

Таблиця 1.4

Узагальнення теоретико-практичних підходів, щодо адаптивного прийняття рішень в управлінні економічними процесами

Назва підходу	Опис підходу
1	2
Управління ризиками як управління невизначеністю досягнення цілей	Підхід фіксує логіку, за якою ризик трактується як вплив невизначеності на цілі, а отже якість управлінських рішень прямо пов'язана зі здатністю підприємства протидіяти несприятливим подіям. У цій рамці прогнозування виступає інструментом зменшення невизначеності та підвищення обґрунтованості вибору дій.
Інтегроване ERM та узгодження ризиків зі стратегією і результативністю	Підхід розглядає ризики як наскрізний елемент управління, що має бути інтегрований у постановку цілей, вибір стратегічних альтернатив і контроль виконання.

1	2
	Прогнозування в цьому контексті підсилює контур ERM, оскільки дозволяє своєчасно переглядати оцінки ризиків і параметри рішень при зміні середовища.
«Найтівніша» невизначеність (Knightian uncertainty) як джерело обмежень прогнозу і рішень	Підхід розрізняє ризик (коли ймовірності можуть бути оцінені) та невизначеність (коли ймовірності не задані), що важливо для економічної безпеки підприємства, оскільки частина загроз має саме “невимірний” характер. Це створює підстави для адаптивного прогнозування, яке поєднує оновлення моделей із сценарним баченням та робастністю до нестачі знань про розподіли.
Суб’єктивна очікувана корисність і оновлення переконань як основа для адаптивних очікувань	Підхід формалізує рішення як вибір за суб’єктивних ймовірностей і корисностей, що можуть переглядатися за новими даними. Для управління економічною безпекою це означає, що прогнозування є механізмом підтримки очікувань, а адаптивність природно виникає як вимога до регулярного оновлення прогнозних правил і параметрів.
Аналіз цінності інформації у динамічних моделях рішень (EVPI/EVSI-логіка)	Підхід обґрунтовує, що інформація про майбутні стани має економічну цінність лише тоді, коли вона змінює оптимальне рішення та зменшує очікувані втрати. Це безпосередньо підсилює тезу про роль прогнозів у підвищенні економічної безпеки підприємства, бо прогноз стає інструментом зниження «ціни помилки» у виборі управлінських дій.
Динамічне програмування та послідовні рішення в часі	Підхід описує управління як послідовність взаємопов’язаних рішень, де поточний вибір залежить від очікуваних майбутніх станів. Звідси впливає потреба прогнозування як інструмента оцінювання траєкторій, а також потреба адаптивності, коли середовище змінюється й політика має регулярно коригуватися.
Обмежена раціональність і евристики управління в складному середовищі	Підхід пояснює, що менеджери приймають рішення в умовах дефіциту часу, інформації та обчислювальних ресурсів, тому використовують спрощені правила. Прогнозування та його регулярне оновлення в цьому разі зменшує когнітивне навантаження та підтримує швидку

1	2
	реакцію на загрози, що є сутнісним для економічної безпеки.
Поведінкова теорія вибору під ризиком (prospect theory)	Підхід демонструє систематичні відхилення у сприйнятті ризику та втрат, що може погіршувати якість рішень у кризових умовах. Прогнозування, особливо інтервальне/сценарне й адаптивне, може виступати інструментом зниження поведінкових перекосів, задаючи більш дисципліновану інтерпретацію ризиків і наслідків.
Раціональні очікування як теоретичний еталон формування прогнозів	Підхід задає “норму” узгодженості очікувань зі структурою економіки, що важливо для макрорівня. На мікрорівні підприємства це використовується як точка відліку: якщо структура змінюється або параметри нестабільні, то відхилення від цього еталона підсилює аргумент на користь адаптивного прогнозування.
Неінваріантність параметрів і «критика Лукаса» як підстава для адаптації моделей	Підхід обґрунтовує, що емпіричні залежності змінюються при зміні режиму політики, тому моделі, оцінені на минулих режимах, втрачають прогностичну силу та потребують регулярного переоцінювання при структурних зсувах.
Раннє визначення перспективних технологічних рішень на основі моделі технологічної зрілості	Підхід ґрунтується на емпіричній моделі Gartner Hype Cycle і створює окремий клас випереджальних сигналів про технологічно-обумовлені ризики та можливості.

Джерело: складено автором за даними [83; 116; 97; 69; 44; 109; 105; 74; 66; 76; 114; 43; 90; 87].

Таким чином, економічна безпека підприємства як досяжність цілей в умовах невизначеності є характеристикою управління, а не лише середовища. Її забезпечення потребує вдосконалення процесів прийняття рішень, які підвищують ефективність дій і зменшують невизначеність у виборі. Однак зниження невизначеності в рішенні неможливе без підвищення якості інформації про майбутні стани, тому прогнозування є необхідним елементом механізму забезпечення економічної безпеки. Водночас через структурні

зсуви, зміни зовнішнього середовища та можливу помилковість моделей прогнозування має бути адаптивним і стійким, щоб зберігати корисність у реальному часі й не перетворюватися на джерело систематичних управлінських помилок.

1.3. Концепція адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства

Як було встановлено раніше, економічна безпека підприємства є динамічною управлінською характеристикою, яка реалізується через безперервний цикл моніторингу, прогнозування та реагування. Окрім класичних функціональних складових, було обґрунтовано необхідність виокремлення аналітично-прогностичної підсистеми як системоутворювальної (Визначення 1.2). В свою чергу, вдосконалення процесів прийняття рішень в системі ЕБП неможливе без підвищення якості прогнозованої інформації, а в умовах структурних зсувів та режимних змін прогнозування має бути адаптивним – тобто здатним регулярно оновлювати моделі та параметри у міру надходження нових даних.

Таким чином, виникають умови щодо побудови цілісної концепції адаптивного прогнозування, що інтегрує обидва попередні блоки у єдиний дослідницький каркас і визначає логіку переходу від теоретичних засад до методичного інструментарію та емпіричної верифікації.

Відправною точкою концепції є визнання того факту, що прогнозування в системі ЕБП не є ізольованою аналітичною процедурою. Воно вбудоване у замкнений контур управління, де послідовність «стан - загрози та ризики - моніторинг та адаптація - плани - ресурси - цілі - управління і прийняття рішень» утворює безперервний цикл.

У дослідженні адаптивного управління фінансовою безпекою підприємства підкреслюється, що адаптація є не одноразовим актом, а

послідовною науково-організованою програмою дій, яка стосується основних складових підприємства як соціально-економічної системи [36]. До того ж, Г.В. Козаченко, В.П. Пономарьов та О.М. Ляшенко обґрунтовують, що підвищення ефективності використання ресурсів, забезпечення балансу інтересів та зміцнення ринкових позицій є ключовими передумовами адаптації в системі ЕБП [13]. Ці положення визначають вимоги до прогнозної підсистеми – вона має не лише генерувати точкові оцінки, а й забезпечувати інформаційну основу для регулярного перегляду управлінських рішень.

Архітектуру системи економічної безпеки підприємства з інтегрованою аналітично-прогностичною складовою представлено на р2ис. 1.3.

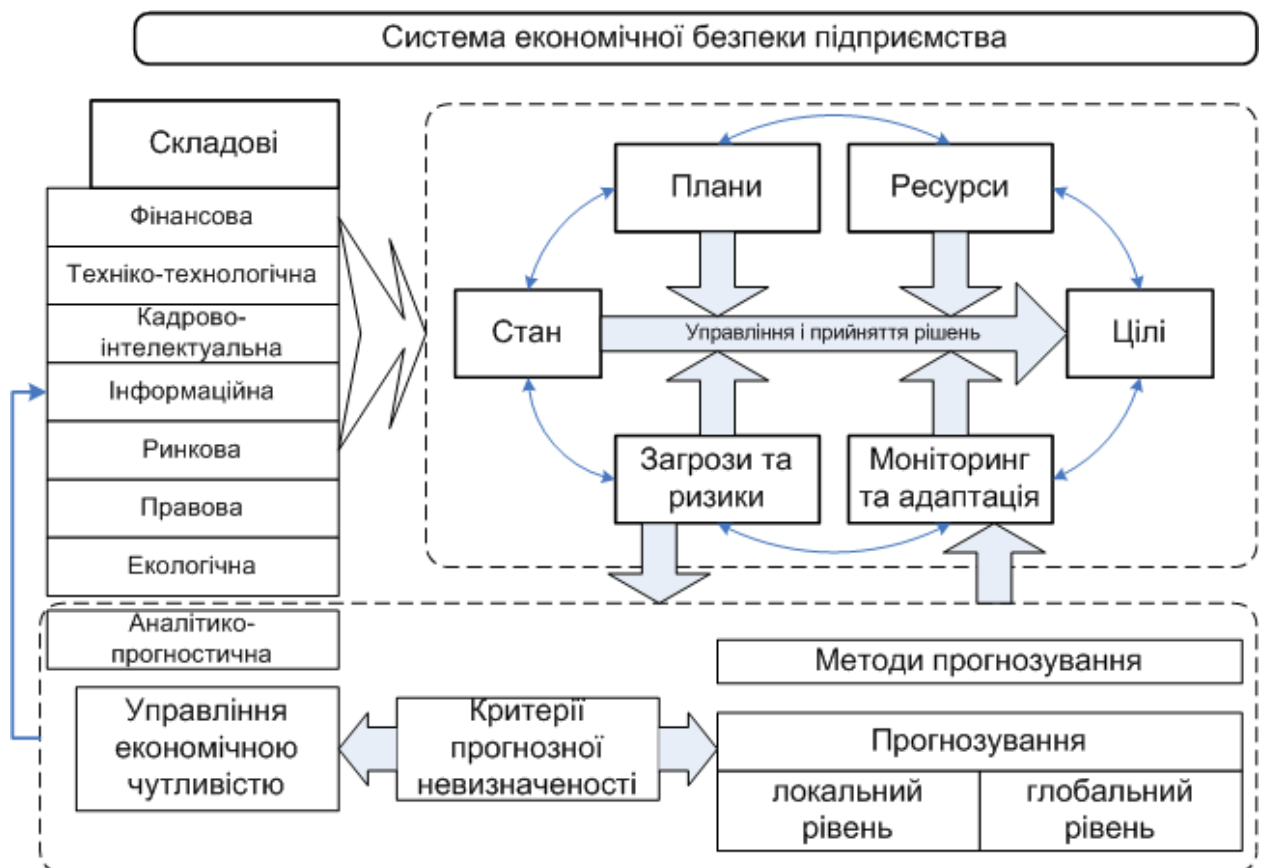


Рис. 1.3. Система економічної безпеки підприємства з інтегрованою аналітично-прогностичною підсистемою.

Джерело: розроблено автором

Система включає сім класичних функціональних складових та виокремлену аналітично-прогностичну підсистему, що виконує роль інформаційного з'єднувача між усіма компонентами. Центральний контур утворює управлінський цикл, де прогнозна інформація надходить до блоку «Управління і прийняття рішень» через моніторинг та адаптацію і впливає на формування планів, розподіл ресурсів та коригування цілей. Аналітично-прогностична підсистема реалізується через методи адаптивного прогнозування, що працюють у двох напрямках - прогнозування на локальному рівні (охоплює національний, галузевий та регіональний рівні, включає фактори, зміни яких безпосередньо впливають на складові економічної безпеки підприємства) та прогнозування на глобальному рівні (охоплює рівні світової економіки, включає фактори, на які підприємство не має безпосереднього впливу, але зміни яких через зовнішнє цінове та ринкове середовище опосередковано визначають умови забезпечення складових економічної безпеки підприємства). На основі розрахунку та аналізу узгоджених критеріїв прогновної невизначеності результати прогнозування трансформуються в управління економічною чутливістю – механізм, що пов'язує прогнозну точність із стратегічними рішеннями щодо зміцнення безпеки підприємства.

Ключова відмінність між локальним та глобальним рівнями прогнозування полягає в тому, що на локальному рівні підприємство виступає активним учасником економічної системи, який своїми діями впливає на її стан. Підприємство таким чином стає активним компонентом системи із зворотнім зв'язком, що за рахунок затримки у реакціях такої системи (лагу) приводить до появи циклічних коливань факторів економічної безпеки. На глобальному (світовому) рівні розмір системи зростає настільки, що окреме підприємство стає лише її пасивним учасником (ціноприймачем). Разом із природною компенсацією сезонних факторів на світовому рівні це згладжує циклічність розвитку, але разом із тим загальна невизначеність зростає через

збільшення екзогенних факторів. Все це обумовлює необхідність розмежування методів прогнозування на локальному та глобальному рівнях.

Двоїста структура прогнозування (на локальному та глобальному рівнях) відображає реальний контекст функціонування промислового підприємства. На локальному рівні підприємство стикається з невизначеністю, зумовленою регіональним попитом, сезонними коливаннями та специфікою контрагентських відносин. На глобальному рівні підприємство, не маючи можливості безпосередньо впливати на ціноутворення, стикається з ціновою та валютною невизначеністю, зумовленою кон'юнктурою світових сировинних і енергетичних ринків, динамікою резервних валют та ринковими очікуваннями галузевих інвесторів.

Розмежування на методи прогнозування, що притаманні локальним та глобальним ринкам, має безпосереднє значення для управління ЕБП. Прогнозування на локальному рівні забезпечує операційну складову безпеки - планування виробництва, управління запасами, оптимізацію збутової діяльності. Прогнозування на глобальному рівні підтримує стратегічну складову - визначення закупівельної політики, хеджування цінових ризиків, формування резервних фондів. Обидва напрямки прогнозування поєднуються у механізмі управління економічною чутливістю, де рівень прогнозної точності стає кількісним індикатором ступеня контрольованості ризиків.

Аналізуючи вплив цифровізації на складові економічної безпеки підприємства, виділяються 13 сфер безпеки, що можуть бути згруповані у три блоки – здатність до економічного зростання, забезпечення прийняттого рівня існування працівників та екологічна безпека. Між індексом готовності до інформаційного суспільства та рівнем економічної безпеки існує стійкий зворотний зв'язок, а цифровізація позитивно впливає на здатність підприємства протидіяти загрозам. Для концепції адаптивного прогнозування це означає, що впровадження програмних інструментів прогнозування (зокрема, програмних скриптів на основі Python з використанням statsmodels,

scikit-learn, XGBoost) є не лише технічним удосконаленням, а й елементом цифрової інфраструктури безпеки підприємства [37].

В контексті виробничого підприємства у цифровому середовищі, акцентується увага на необхідності комплексних адаптивних систем захисту, що відповідають сучасним викликам та забезпечують стійкість діяльності в умовах цифрової трансформації. Зокрема, автоматизоване управління ризиками, аналітика Big Data та кіберстратегія мають бути інтегровані в систему ЕБП. Адаптивне прогнозування в такій системі функціонує як аналітичне ядро, що перетворює дані реального часу на управлінські сигнали [7; 25].

Економічні та фінансові ризики діяльності корпоративних інтегрованих структур визначають необхідність забезпечення життєздатності таких структур, яка визначається їх стійкістю, надійністю, вмотивованістю та живучістю. Аналіз ключових факторів за методом Cause and Effect Diagram засвідчив, що інтегровані структури (зокрема, Метінвест, Інтерпайп, ІСД), які є системоутворювальними для металургійної галузі, потребують якісного прогнозування як передумови збалансованості інтеграційно-дезінтеграційних процесів. Це підтверджує практичну значущість запропонованої концепції саме для підприємств гірничо-металургійного комплексу [4].

На підставі виконаного теоретичного аналізу та результатів, отриманих у публікаціях автора, сформульовано п'ятирівневу концепцію дослідження, що визначає ієрархію переходу від наукових засад до практичної реалізації адаптивного прогнозування в системі ЕБП (рис. 1.4).

Перший (теоретичний) рівень концепції утворюють чотири фундаментальні теорії, що визначають наукове підґрунтя дослідження. Теорія ризику (Ф. Найт [80]; Д. Канеман та А. Тверські [76]) обґрунтовує необхідність прогнозування як механізму зменшення невизначеності у прийнятті рішень. Теорія прийняття рішень (Л. Севідж [97]; Г. Саймон [105]; Р. Беллман [44]) формалізує зв'язок між якістю прогнозної інформації та якістю управлінського вибору. Теорія інформації у контексті концепції цінності

інформації (EVPI/EVSI) обґрунтовує, що прогнозна інформація має позитивну очікувану цінність для ЕБП лише тоді, коли вона змінює оптимальне рішення. Теорія організації та управління підприємством забезпечує інституційну рамку, в якій адаптивне прогнозування вбудовується у корпоративні процеси планування та контролю. А. Штангрет та співавтори підтверджують практичну значущість цього рівня, доводячи, що антисипативне управління є обов'язковою передумовою ефективності прогнозних систем у сфері ЕБП [103].



Рис. 1.4. Концепція дослідження адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства.

Джерело: розроблено автором

Другий (методологічний) рівень визначає підходи, що забезпечують перехід від теоретичних положень до формування дослідницької стратегії. Процесний підхід розглядає прогнозування як безперервний процес у рамках управлінського циклу підприємства. Прогнозний підхід акцентує на ролі передбачення як основи проактивного управління. Системний підхід

забезпечує інтеграцію прогнозної підсистеми у загальну архітектуру ЕБП. Ресурсно-функціональний підхід пов'язує точність прогнозування з ефективністю використання ресурсного потенціалу підприємства. Математична статистика надає формальний апарат для побудови та верифікації прогнозних моделей. О. Чернишов у дослідженні адаптивного управління ЕБП підтверджує, що поєднання процесного та системного підходів є найбільш продуктивним для побудови механізмів безпеки, здатних функціонувати в умовах динамічних змін [28].

Третій (інструментальний) рівень окреслює конкретні аналітичні інструменти, що застосовуються у дослідженні. Трансформація даних включає процедури очищення, агрегації, нормалізації та анонімізації вихідних часових рядів. Машинне навчання охоплює ансамблеві алгоритми (XGBoost, Random Forest, Gradient Boosting), нейромережеві архітектури (LSTM) та гібридні конфігурації. Прогнозування часових рядів реалізується через сімейство ARIMA (включаючи SARIMA, SARIMAX, auto-ARIMA), моделі рухомого середнього (SMA), класичну сезонну декомпозицію (CSD) та методи адаптивного згладжування. Аналіз ефективності здійснюється за метриками MAE, MAPE, RMSE, R-squared з кросвалідацією на ковзних вікнах. Статистичний аналіз включає описову статистику, кореляційний аналіз, тестування стаціонарності (ADF, KPSS), аналіз автокореляційної та часткової автокореляційної функцій. Весь інструментарій реалізується у вигляді єдиного обчислювального комплексу мовою Python з використанням бібліотек pandas, numpy, statsmodels, scikit-learn та xgboost [69; 119; 120].

Четвертий (методичний) рівень трансформує інструментарій у три взаємопов'язані методичні компоненти, що утворюють доказову базу дисертації. Прогнозування локальних ринків реалізується через побудову моделей SMA, CSD, SARIMA та SARIMAX на даних про обсяги реалізації металопродукції з горизонтом до 9 місяців. Прогнозування індикаторів глобальних ринків здійснюється через застосування розширеного набору конфігурацій (від baseline ARIMA до гібридних моделей ARIMA+XGBoost) на

панелі з 62 часових рядів цін за 11 субдоменами з горизонтом до 12 місяців. Управління економічною чутливістю інтегрує результати прогнозування у стратегічний контекст ЕБП через індекс економічної чутливості та чотирирівневу типологію прогнозних профілів (високоточний, помірно-точний, волатильний, слабкопрогнозований), що визначають диференційовані стратегії управління безпекою.

П'ятий (організаційно-практичний) рівень замикає концепцію, визначаючи механізм адаптивного прогнозування як цілісну організаційну структуру, що вбудовується в систему управління економічною безпекою підприємства. Механізм включає регулярне оновлення прогнозних моделей при надходженні нових даних (рухоме вікно), автоматичний вибір оптимальної конфігурації за критерієм мінімального МАРЕ, формування прогнозних звітів для управлінського персоналу та зворотний зв'язок між прогнозними результатами і коригуванням стратегічних рішень.

Логіку переходу між рівнями концепції та їх зв'язок із структурою дисертації систематизовано у таблиці 1.5.

Принципова відмінність запропонованої концепції від існуючих підходів до прогнозування в системі ЕБП полягає у трьох ключових положеннях.

Перше положення стосується системної інтеграції прогнозування у контур управління безпекою. На відміну від поширеної практики, де прогнозування використовується як допоміжний аналітичний засіб, у запропонованій концепції воно є структуроутворюючим елементом механізму ЕБП. О. Ілляш та співавтори підтверджують, що якість прогнозування є визначальним чинником ефективності управлінських рішень у сфері безпеки підприємства, однак не пропонують формалізованого механізму такої інтеграції [73]. Пропонована концепція заповнює цю прогалину, визначаючи аналітично-прогностичну підсистему як з'єднувальну ланку між функціональними складовими ЕБП та управлінським циклом.

Таблиця 1.5

Відповідність рівнів концепції дослідження та структури дисертації

Рівень концепції	Зміст	Реалізація у дисертації
Теоретичний	Теорія ризику, теорія прийняття рішень, теорія інформації, теорія організації та управління	п.п. 1.1 (ЕБП як управлінська характеристика), підрозділ 1.2 (адаптивне прийняття рішень)
Методологічний	Процесний, прогнозний, системний, ресурсно-функціональний підходи та математична статистика	п.п. 1.2 (обґрунтування адаптивності), п.п. 2.1 (формування інструментарію)
Інструментальний	Трансформація даних, ML, прогнозування часових рядів, аналіз ефективності, статистичний аналіз	п.п. 2.1 (модельно-методичний інструментарій)
Методичний	Прогнозування локальних ринків, прогнозування глобальних індикаторів, управління чутливістю	п.п. 2.2, 2.3, 3.1, 3.2, 3.3
Організаційно-практичний	Механізм адаптивного прогнозування у системі управління ЕБП	п.п. 3.3 (стратегії, синтез)

Джерело: розроблено автором

Друге положення визначає адаптивність як визначальну ознаку прогнозної підсистеми. Адаптивність реалізується через такі механізми, як регулярне переоцінювання параметрів моделей при надходженні нових даних, автоматичний вибір конфігурації за об'єктивним критерієм ефективності та ієрархічну структуру моделей зі зростаючою складністю. В умовах турбулентного розвитку управлінські рішення потребують принципово інших методологічних інструментів, зокрема адаптивного прогнозування з короткими горизонтами та регулярним переоцінюванням [20]. Тому в дисертації проводиться емпірична верифікація різних конфігурації

адаптивних моделей прогнозування та їх порівняння із статичними специфікаціями [16; 120].

Третє положення запроваджує кількісний зв'язок між прогнозною невизначеністю та рівнем економічної безпеки через концепцію економічної чутливості. Індекс економічної чутливості, побудований на основі метрики MAPE та коефіцієнта варіації прогнозних помилок, дозволяє класифікувати ринкові індикатори за ступенем прогнозованості та визначити диференційовані стратегії управління безпекою для кожної категорії. Такий підхід трансформує прогнозування з суто технічної процедури на інструмент стратегічного управління ЕБП.

Зв'язок між рівнем прогнозної невизначеності та стратегічними рішеннями в системі ЕБП формалізується через типологію управлінських відповідей. На основі підходів І. Гілбоа та Д. Шмейдлера до вибору в умовах модельної невизначеності [64] в дисертації визначаються рівні економічної чутливості та їх кількісні характеристики. Низький рівень чутливості відповідає моніторинговій стратегії з мінімальними резервами. Помірний рівень передбачає адаптивну стратегію з розширеними буферними запасами. Високий рівень вимагає гібридної стратегії зі сценарним плануванням та хеджуванням. Критичний рівень потребує антикризової стратегії максимальної диверсифікації та робастного прийняття рішень за найгіршим сценарієм.

Для організаційно-практичного рівня концепції важливим є те, що інституційна концепція адаптивного управління є обов'язковою передумовою ефективності прогнозних систем [78]. Це положення набуває актуальності, оскільки технічна якість прогнозних моделей реалізується лише за умови належного організаційного забезпечення – регламентованих процедур перегляду прогнозів, чіткого розподілу відповідальності за аналітичну функцію та механізмів зворотного зв'язку між прогнозними результатами і управлінськими рішеннями. Перехід до послідовного прогнозування трансформує частоту та характер управлінських циклів і перетворює прогноз

на внутрішній інструмент трансформації нової інформації у коригуючі сигнали [66].

Таким чином, можна зазначити, що запропонована в дисертації концепція адаптивного прогнозування в системі ЕБП базується на шести взаємопов'язаних положеннях, які формують теоретичну основу дисертації та визначають її методологічну архітектуру (табл. 1.6).

Таблиця 1.6

Ключові положення концепції адаптивного прогнозування в системі ЕБП

Положення	Зміст	Теоретичне підґрунтя (автори)
1. Прогнозування як системний елемент ЕБП	Аналітично-прогностична підсистема є з'єднувальною ланкою між функціональними складовими та управлінським циклом	Г.В. Козаченко та співавтори (2003), О. Ілляш та співавтори (2022), А. Штангрет та співавтори (2021)
2. Адаптивність прогнозу	Регулярне оновлення моделей та параметрів при надходженні нових даних, автоматичний вибір оптимальної конфігурації	Дж. Еванс та С. Хонкапохья (2001), Т. Хентту-Ахо (2018), А. Уорн (2023)
3. Дуальність прогнозних рівнів	Локальний рівень (обсяги реалізації) та глобальний рівень (цінові індикатори) відображають операційну та стратегічну складові ЕБП	О.Ю. Мінц та співавтори (2025), Д. Жерліцин та співавтори (2025)
4. Ієрархія моделей	Зростаюча складність від baseline до гібридних конфігурацій за принципом мінімальної достатньої складності	Р. Хайндман та Г. Атанасопулос (2021), Дж. Бокс та Г. Дженкінс (1994)
5. Економічна чутливість	Кількісний зв'язок між прогновною точністю та стратегічними рішеннями через індекс чутливості та типологію прогнозних профілів	Л. Хансен та Т. Сарджент (2001), І. Гілбоа та Д. Шмейдлер (1989)
6. Організаційна інтегрованість	Механізм адаптивного прогнозування реалізується через регламентовані процедури, зворотний зв'язок та розподіл відповідальності	О. Халіна та співавтори (2019), ISO 31000 (2018), COSO (2017)

Джерело: розроблено автором

З теоретичної сторони результати дисертації мають підтвердити раніше зроблені спостереження на рівні макроекономічного моделювання процесів адаптивного навчання, які свідчать про те, що коригування агентами своїх правила формування очікувань на основі помилок прогнозу, може покращувати узгодженість моделей з реальними даними [59]. В рамках дисертації аналогічну логіку буде реалізовано на рівні підприємства через постійне переоцінювання прогнозних моделей, де кожна нова порція даних ініціює перевірку адекватності поточної специфікації та, за необхідності, перехід до альтернативної конфігурації.

В умовах можливої помилковості моделі раціональний суб'єкт оцінює не лише середній прогноз, а й найгірші правдоподібні відхилення [65]. Для системи ЕБП це означає, що адаптивне прогнозування має доповнюватися оцінкою прогнозного ризику – характеристикою, яку в дисертації формалізовано через коефіцієнт варіації MARE.

Отже, концепція адаптивного прогнозування в системі ЕБП являє собою ієрархічну п'ятирівневу модель, що забезпечує послідовний перехід від фундаментальних теоретичних засад через методологічні підходи та аналітичний інструментарій до конкретних методичних рішень і організаційно-практичної реалізації. Ключовою новизною є інтеграція прогнозної підсистеми як структуроутворюючого елемента механізму ЕБП, запровадження кількісного зв'язку між прогнозною точністю та стратегіями безпеки через концепцію економічної чутливості, а також емпірична верифікація концепції на даних реальних ринків металургійної продукції.

Висновки за розділом 1

У першому розділі дисертації виконано теоретичний аналіз засад управління економічною безпекою підприємства та сформовано

концептуальну основу дослідження адаптивного прогнозування в системі ЕБП.

1. Систематизовано концептуальні підходи до визначення ЕБП та виявлено тенденцію їх еволюції від підходів з визначення статичного рівня «захищеності» підприємства до оцінювання здатності управляти підприємством в умовах невизначеності. Сформульовано авторське визначення ЕБП як динамічної управлінської характеристики, що реалізується через ефективне використання ресурсного потенціалу, адаптивне управління та прогнозування у ключових функціональних підсистемах. Обґрунтовано необхідність виокремлення аналітично-прогностичної складової як системоутворюючої у структурі функціональних компонентів ЕБП.

2. Доведено, що вдосконалення процесів прийняття рішень у системі ЕБП є неможливим без підвищення якості прогностичної інформації. На основі аналізу теорії ризику, теорії прийняття рішень, концепції цінності інформації та поведінкової економіки обґрунтовано, що прогнозування є необхідним елементом механізму забезпечення ЕБП, а в умовах структурних зсувів та режимних змін воно має бути адаптивним - здатним регулярно оновлювати моделі та параметри у відповідь на нові дані.

3. Побудовано п'ятирівневу концепцію адаптивного прогнозування в системі ЕБП, що охоплює теоретичний, методологічний, інструментальний, методичний та організаційно-практичний рівні. Концепція інтегрує систему функціональних складових ЕБП з механізмом адаптивного прогнозування, що працює у як локальному та глобальному рівнях та замикається через управління економічною чутливістю. Визначено ключові відмінності між локальним та глобальним рівнями прогнозування, які обумовлені силою впливу підприємства на зовнішнє середовище та проявляються через силу циклічних коливань показників, що прогнозуються. Визначено відповідність рівнів концепції структурі дисертації.

РОЗДІЛ 2.

МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ В СИСТЕМІ УПРАВЛІННЯ ЕКОНОМІЧНОЮ БЕЗПЕКОЮ ПІДПРИЄМСТВА

2.1. Модельно-методичний інструментарій адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства

Прогнозування цін, обсягів реалізації, валютних курсів та інших ринкових індикаторів є однією з небагатьох управлінських функцій, що здатна перетворити реактивну модель поведінки підприємства на проактивну. Стандарт ISO 31000 (2018) визначає ризик як «вплив невизначеності на цілі», і з урахуванням цього підходу, прогнозування є не допоміжним аналітичним засобом, а центральним механізмом керованого зниження невизначеності щодо ключових факторів, від яких залежать показники діяльності підприємства [69; 75]. Чим точнішим та стійкішим є прогноз, тим менший розрив між очікуваними і фактичними результатами, а отже, тим нижчою є ймовірність реалізації несприятливих сценаріїв, що безпосередньо визначає рівень економічної безпеки. Наразі більшість визначень економічної безпеки підприємства акцентує увагу на стійкості до зовнішніх і внутрішніх ризиків та загроз, а прогнозування в цій системі координат забезпечує інформаційну основу для випереджаючих управлінських рішень [71; 72].

Водночас наукова дискусія щодо прогнозних інструментів виявляє стійкий компроміс між інтерпретованістю та ефективністю. Класичні економетричні моделі (ARIMA, GARCH, моделі регресії) забезпечують прозорий статистичний висновок і зрозумілу структуру параметрів, що є критично важливим для управлінських рішень, які мають бути обґрунтовані, верифіковані та пояснені зацікавленим сторонам. Методи машинного навчання, навпаки, здатні виявляти складні нелінійні залежності, але

працюють переважно як «чорні скриньки» з обмеженою можливістю пояснення логіки прогнозу [55; 82; 86]. Для підприємства, що функціонує в умовах нестабільності, вибір між прозорістю та точністю не є академічним питанням, це питання управлінської культури безпеки, де номінально точний, але незрозумілий прогноз може бути небезпечнішим за менш точний, але обґрунтований.

Ця дилема визначає архітектуру методичного інструментарію, що розкривається у цьому підрозділі. В рамках системи економічної безпеки запропоновано ієрархічну систему конфігурацій із зростаючим рівнем адаптивності, де кожна наступна конфігурація додає складність лише тоді, коли попередня вичерпує свої можливості. Такий принцип «мінімальної достатньої складності» відповідає парадигмі ощадливого моделювання, що є стандартом у прикладній економетриці [49; 69]. Сформований інструментарій є універсальним за своєю логікою і застосовується далі у двох напрямках – для прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках та для прогнозування цінних індикаторів глобальних ринків, що спільно утворюють доказову базу дисертаційного дослідження.

Сучасний інструментарій прогнозування є результатом кількох десятиліть розвитку, що охоплює класичну статистику, економетрику, обчислювальний інтелект та гібридні підходи. Систематизація цього еволюційного шляху необхідна для обґрунтування вибору конкретних моделей та їх комбінацій.

Фундамент класичного підходу заклали Дж. Бокс та Г. Дженкінс, запропонувавши методологію ідентифікації, оцінювання та діагностичної перевірки моделей ARIMA, яка залишається базовою для прикладного прогнозування [49]. Р. Хайндман та Г. Атанасопулос у підручнику, що став стандартом у галузі, підкреслюють, що методи ARIMA та експоненціального згладжування є незамінними еталонними моделями (benchmarks) навіть за наявності складніших альтернатив [69]. Сучасні реалізації суттєво автоматизували процедуру застосування алгоритму Box-Jenkins завдяки

інформаційним критеріям (AIC, BIC) для вибору порядків моделі, що усуває суб'єктивність ручної ідентифікації за ACF/PACF і підвищує відтворюваність результатів [70; 111]. Масштабний бенчмарк методів прогнозування цін на електроенергію, виконаний в [82] підтвердив, що ARIMA ефективно виявляє сезонні цінові патерни і зберігає конкурентну точність у порівнянні з глибинним навчанням. В дослідженні [108] класичний підхід розширено мультирезольюційною схемою, що поєднує вейвлет-декомпозицію з ARIMA для врахування складних сезонних структур. Водночас класичні моделі мають системні обмеження при роботі з нестационарними даними та режимними зсувами, що характерно для кризових періодів та високоволатильних ринків [82; 84].

Окремим напрямом розвитку є частотні розширення ARIMA-моделей. Додавання Fourier-регресорів до рівняння ARIMA дозволяє моделювати багаточастотну сезонність без звернення до повної мультиплікативної SARIMA-специфікації, що суттєво зменшує кількість оцінюваних параметрів та підвищує стабільність оцінок при обмежених вибірках. С. Карамолегкос та Д. Кулуріотіс продемонстрували ефективність такого підходу для декомпозиції сезонних циклів на ринках енергоносіїв [77]. В [106] було формалізовано процедуру підбору оптимальної кількості Fourier-гармонік через крос-валідацію, що забезпечує адаптацію до сезонної структури конкретного ряду. Цей підхід є особливо доречним для задач ЕБП, де підприємство працює з ринками різної сезонної природи, від агропродукції з вираженими річними циклами до фінансових активів з нерегулярними коливаннями. Проведені нами дослідження [16] показують, що виражені сезонні коливання характерні також для ринків металопродукції.

Методи машинного навчання (ML) та глибинного навчання привернули увагу дослідників завдяки здатності моделювати нелінійні залежності та складні темпоральні структури. Порівняння штучних нейронних мереж різних архітектур (ANN, CNN, LSTM) для прогнозування цін акцій дозволило встановити, що нейронні мережі LSTM забезпечує найвищу точність завдяки

фіксації довгострокових послідовних залежностей [55]. Це підтвердило також дослідження [56], де встановлено суттєве зниження RMSE при використанні LSTM порівняно з ARIMA для індексу Шанхайської фондової біржі. К.-Х. Ших та співавтори показали, що глибинні моделі перевершують класичну трифакторну модель Фами-Френча у прогнозуванні ETF [102]. Оглядове дослідження [79] систематизувало архітектурне різноманіття моделей глибинного навчання для часових рядів, від MLP та CNN до Transformer-моделей та дифузійних архітектур, і виявило тенденцію до гібридизації та адаптивної нормалізації. В [107] на прикладі фармацевтичного ринку доведено ефективність інтелектуальних платформ аналізу даних, які здатні динамічно перемикатися між різними ML-моделями залежно від зміни їхньої точності та забезпечують інтерпретованість результатів через Explainable AI. Водночас моделі машинного навчання мають суттєві обмеження для задач ЕБП. Високий ризик перенавчання, потреба в індивідуальній настройці гіперпараметрів, обмежена інтерпретованість та чутливість до обсягу навчальних даних стримують їх застосування там, де прозорість рішень є критичною вимогою [82; 55; 93].

Гібридні моделі сформувалися як спроба усунути обмеження «чистих» підходів. Для досягнення цієї мети гібридні схеми поєднують вдалі особливості класичних моделей та моделей машинного навчання для обробки різних компонент даних. Так, М. Дурайрай та Б. Мохан розробили гібрид ARIMA з градієнтним бустінгом, де ARIMA моделює лінійну складову, а деревоподібна модель фіксує нелінійні залишкові патерни [58]. Гібридна ARIMA-Prophet модель з явним підбором ваг через мінімізацію MAPE на валідаційних підвбірках описана в [101]. Емпірична перевірка моделі показала зниження помилки приблизно на 10% порівняно з базовими моделями. Г.Закшевський та співавтори запропонували Python-інструментарій ReModels для ймовірнісного прогнозування цін на енергоносії через квантільне регресійне усереднення [118]. Всі ці результати відповідають концепції адаптивного управління ЕБП, де прогнозна модель має не лише

визначати минулі закономірності, а й коригувати свою поведінку при зміні умов функціонування підприємства.

Також можна відокремити дослідження, спрямовані на виявлення прогнозування окремих економічних показників та напрямків. Зокрема в [45] продемонстровано перспективність ARMA-моделей для криптовалют, хоча і з обмеженнями при екстремальній волатильності. В [42] показано можливість прогнозування нелінійні зв'язки між цінами віртуальних активів та макроекономічними змінними.

Для металургійної галузі важливим є дослідження [113], в якому показано здатність множинної лінійної регресії прогнозувати ціни на залізну руду з високою точністю, що підтверджує ефективність класичних методів для товарних ринків з помірною волатильністю.

Питання впливу волатильності на вибір моделей також порушено в роботі Дж. Сен та С. Мехтаб, які продемонстрували, що моделі GARCH фіксують часозмінну волатильність, проте не можуть легко інтегрувати екзогенні макроекономічні фактори [99]. Дослідження М. Кужелева та співавторів показали, що в умовах високої волатильності прогнозні рамки мають бути адаптивними [81]. Ці результати підтверджують, що вибір методу прогнозування не може бути універсальним, а має враховувати специфіку ринку, глибину доступних даних та природу волатильності.

Важливим аспектом сучасних досліджень є забезпечення прозорості прогнозних моделей. Використання коректних процедур валідації запобігає надмірно оптимістичним оцінкам [98]. Для вирішення цього завдання в [50] розроблено ХАІ-інструмент для стратегій статистичного арбітражу. За результатами [82] опубліковано відкритий Python-інструментарій та набір еталонних даних для забезпечення відтворюваності. Ці результати підтверджують, що для задач економічної безпеки підприємства прогнозний інструментарій має задовольняти не лише критерії точності, а й вимоги до відтворюваності, прозорості та стабільності.

Розглянемо далі теоретичну складову інструментарію адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства.

Незалежно від типу ринку – локального чи глобального – будь-який часовий ряд економічного показника y_t може бути представлений як адитивна комбінація систематичної та стохастичної компонент [49; 69; 120]:

$$y_t = T_t + S_t + R_t + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

де T_t – трендова компонента, що відображає довгострокову динаміку показника;

S_t – сезонна компонента, що фіксує регулярні циклічні коливання;

R_t – залишкова нелінійна структура, що не пояснюється лінійними та сезонними складовими;

ε_t – випадкова компонента (білий шум).

Саме ця декомпозиція визначає логіку побудови ієрархії моделей, де кожна наступна конфігурація додає механізм для фіксації відповідної компоненти.

Базовою конфігурацією є модель $ARIMA(p,d,q)$, що описує лінійну автокореляційну структуру стаціонарного або приведенного до стаціонарності ряду [49; 69; 120]:

$$\varphi_p(B) \nabla^d y_t = c + \theta q(B) \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

де B – оператор лагу ($By_t = y_{t-1}$);

$\nabla^d = (1 - B)^d$ – оператор різницювання порядку d ; c – константа (дрейф);

$\varphi_p(B) = 1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p$ – авторегресійний поліном порядку p ;

$\theta q(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$ – поліном ковзного середнього порядку q ; $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ – білий шум.

Модель $ARIMA$ фіксує трендову компоненту T_t через механізм різниць та авторегресію, і є відправною точкою для оцінювання доданої вартості

складніших конфігурацій. Порядки p , d , q обираються експертно або автоматизовано за мінімальним AIC (наприклад, через процедуру AutoARIMA з обмеженнями, що запобігають надмірній параметризації) [70; 119; 120].

Для врахування сезонної компоненти S_t рівняння (2.2) доповнюється Fourier-регресорами [70; 77; 116; 120]:

$$\varphi_p(B) \nabla^d y_t = c + \theta q(B) \varepsilon_t + \sum_{k=1, \dots, K} [\alpha_k \sin(2\pi kt/m) + \beta_k \cos(2\pi kt/m)], \quad (2.3)$$

де m – сезонний період Fourier;

α_k та β_k – регресійні коефіцієнти k -ої гармоніки;

K – максимальне число гармонік, що визначається крос-валідацією серед кандидатських пар $(m, k) \in \{6, 12\} \times \{2, 3, 4, 6\}$ на часово-впорядкованій валідаційній підвибірці з хвоста навчального вікна.

Fourier-розширення дозволяє охопити квазідетерміновану багаточастотну сезонність без повної SARIMA-параметризації, що критично для обмежених вибірок.

Для фіксації залишкової нелінійної структури R_t застосовується гібридна модель із ML-корекцією залишків. Позавибіркові залишки генеруються через процедуру розширюваного вікна, де на кожному кроці t модель переоцінюється на $[1, \dots, t-1]$ і обчислюється $e_t = y_t - \hat{y}_t$. Фінальний гібридний прогноз формується як [58; 120]:

$$\hat{y}(hyb)_{t+h} = \hat{y}(ARIMA+F)_{t+h} + \hat{e}_{t+h}, \quad (2.4)$$

$$h = 1, \dots, H,$$

де $\hat{y}(ARIMA+F)_{t+h}$ – базовий прогноз моделі ARIMA з Fourier;

\hat{e}_{t+h} – прогноз залишкової компоненти, отриманий ML-алгоритмом (Random Forest, Gradient Boosting, LightGBM, XGBoost тощо) з обмеженими гіперпараметрами;

H – горизонт прогнозу.

Ця конструкція зберігає інтерпретованість основної динаміки і обмежує ML лише інкрементальною нелінійною корекцією.

Альтернативний підхід – самостійні ML-моделі, що навчаються виключно на внутрішній історії ряду без залучення ARIMA-компоненти. У рекурсивному варіанті ML-модель генерує одноступеневі прогнози та ітерує їх для побудови H -місячної траєкторії, підставляючи кожен прогноз як новий лаг. У прямому (direct) варіанті модель прогнозує весь вектор $(\hat{y}_{t+1}, \dots, \hat{y}_{t+H})$ одним кроком через багатовихідну регресію. Обидва варіанти використовують каузальні ознаки – авторегресійні лаги, ковзну статистику та календарні змінні – і слугують еталоном порівняння для ARIMA-базованих конфігурацій [82; 55; 120].

Зведене порівняння представлених підходів наведено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1

Систематизація конфігурацій прогнозних моделей за рівнем адаптивності

Конфігурація	Компонента з (2.1)	Механізм адаптивності	Обмеження
Базова ARIMA	T_t (тренд, автокореляція)	Автоматичний підбір порядків p, d, q за AIC	Не фіксує нелінійну динаміку та складну сезонність
ARIMA + Fourier	$T_t + S_t$ (тренд + сезонність)	Крос-валідаційний підбір Fourier-пар (m, k)	Ефективна лише при наявності квазідетерм. сезонності
Гібрид ARIMA + Fourier + ML	$T_t + S_t + R_t$ (повна декомпозиція)	Залишкова ML-корекція через позавибіркові залишки	Ризик підсилення шуму; вищий час обчислень
Рекурсивна ML	Нерозкладена динаміка y_t	Ітеративне one-step прогнозування з rolling-origin валідацією	Акумуляція помилки; обмежена інтерпретованість
Пряма ML	Нерозкладена динаміка y_t	Одноразове multi-output прогнозування	Систематичне перенавчання на коротких історіях

Джерело: систематизовано автором на основі [49; 55; 58; 69; 82; 119; 120]

Коректна оцінка прогнозної точності є невід’ємною умовою використання будь-якої моделі у задачах управління ЕБП. Хибно-

оптимістична оцінка здатна спровокувати формування неадекватних страхових буферів, невірне хеджування та необґрунтовані рішення. Тому методологія дисертаційного дослідження спирається на принцип суворого часового розмежування навчальної та тестової вибірок [69; 98; 111; 120].

Основною схемою є закріплена *rolling-origin* процедура із розширюваними навчальними вікнами та фіксованим горизонтом прогнозу H . Для кожного ряду генеруються кілька неперетинних оціночних періодів шляхом інкрементного зсуву кінцевої дати навчальної вибірки. У кожній ітерації бектесту всі модельні рішення визначаються виключно з навчального вікна. Для ML-моделей додатково застосовується *gap-aware* крос-валідація (*TimeSeriesSplit*) [69; 98; 111; 120].

Порівняння моделей здійснюється за метрикою MAPE [119; 120]:

$$MAPE = (1/n) \sum_{t=1, \dots, n} |y_t - \hat{y}_t| / |y_t| \times 100\%, \quad (2.5)$$

яка забезпечує безрозмірну нормалізацію і дозволяє зіставляти точність для рядів із різними масштабами.

Оцінка включає медіанний MAPE (стійкий до викидів), мінімальний MAPE (найкраща досяжна точність), кватильні значення (Q1, Q3) та частку викидів. Крім показників точності, фіксується час обчислень у секундах, нормалізований за довжиною навчальної вибірки, що дозволяє оцінювати кожен конфігурацію як компроміс між точністю та обчислювальною вартістю. Цей набір метрик є єдиним для всіх прикладних досліджень дисертації, що забезпечує порівнянність результатів на локальних і глобальних ринках.

Реалізація всіх конфігурацій здійснюється на мові Python 3.12 із використанням виключно відкритих бібліотек. Для задач ЕБП цей вибір має принципове значення. По-перше, Python забезпечує повну відтворюваність експерименту – від завантаження ринкових даних через API до генерації фінальних метрик – що є необхідною умовою для аудиту. По-друге, відкритий

характер екосистеми усуває залежність від комерційного ПЗ. По-третє, стандартизовані бібліотеки забезпечують детерміноване оброблення часових міток, послідовну крос-валідацію та відтворюваний пошук гіперпараметрів [96; 111; 119].

Архітектура прогнозного сценарію побудована на стеку бібліотек, кожна з яких виконує конкретну функцію. Бібліотека `pandas` забезпечує маніпулювання часовими рядами та агрегацію. `NumPy` використовується для чисельних обчислень. Діагностика часових рядів (ADF-тест, STL-декомпозиція при періоді 12, інформаційні критерії) реалізується через `statsmodels`. Автоматичний підбір порядків ARIMA за AIC здійснюється бібліотекою `rmnarima`, яка реалізує процедуру AutoARIMA. Для ML-компонент використовуються `scikit-learn` як базова платформа алгоритмів та крос-валідаційних процедур, а також `XGBoost` та `LightGBM` для градієнтного бустінгу із регуляризованими гіперпараметрами. Візуалізація реалізована через `Matplotlib` та `Seaborn`. Ф. Горн та співавтори продемонстрували ефективність автоматичної генерації ознак у конвєєрі `scikit-learn` [67]. Д. Пассос та П. Мішра систематизували підходи до автоматичної настройки гіперпараметрів [92]. К. ван Яарсвельдт та співавтори реалізували регуляризовану регресію для прогнозування портфельного ризику [112]. Принциповою характеристикою конвєєра є його каузальна чистота – усі операції попередньої обробки виконуються суворо в межах навчального вікна, без залучення інформації з тестового періоду [118; 119].

Сформований модельний підхід – декомпозиція (2.1), ієрархія конфігурацій (2.2)–(2.4), єдина метрична система (2.5) та Python-сценарій – є універсальним за логікою і не прив'язаний до конкретного типу активу чи ринку. Водночас підприємство реальної економіки одночасно оперує у двох середовищах, кожне з яких висуває специфічні вимоги до прогнозного інструментарію.

Перше середовище – внутрішній (локальний) ринок, де підприємство реалізує продукцію безпосередньо контрагентам. Для металургійних та

переробних підприємств типовими є ряди обсягів реалізації за номенклатурними позиціями, що характеризуються обмеженою глибиною історії (3–5 років місячних даних), високою часткою нерегулярних або нульових значень, впливом комерційних факторів (контрактна структура, сезонність попиту, логістичні обмеження) та суттєвою гетерогенністю між позиціями однієї номенклатури. Прогнозування обсягів реалізації на локальному ринку безпосередньо впливає на планування виробництва, управління запасами та оборотним капіталом, тобто на операційну складову економічної безпеки. Апробація методичного інструментарію на цих даних дозволяє перевірити його працездатність в умовах обмеженої вибірки та коротких рядів, що є найбільш жорстким тестом для будь-якої прогнозної моделі. Результати авторського дослідження цієї задачі, включаючи порівняння адаптивних методів прогнозування обсягів реалізації металопродукції, представлено у роботі [16] та розкрито далі у цьому розділі.

Друге середовище – глобальний ринок, де підприємство є ціноприймачем і залежить від зовнішніх цінових індикаторів – біржових котирувань, товарних ф'ючерсів, валютних курсів, індексів сировинних ринків. Ці ряди мають значно більшу глибину (до 20 років місячних спостережень), але характеризуються суттєво різною волатильністю, розподільними властивостями та ступенем стаціонарності залежно від класу активу – від стабільних валютних курсів та товарних індексів до екстремально волатильних криптоактивів та енергоносіїв. Прогнозування глобальних цін безпосередньо впливає на закупівельну стратегію, хеджування, ціноутворення та фінансове планування, тобто на зовнішню складову економічної безпеки. Системне порівняння усіх конфігурацій на панелі з 62 часових рядів із різних доменів, виконане у роботі [120], забезпечує доказову базу для вибору оптимальних моделей залежно від характеристик ринку і розкривається далі у цьому розділі.

Таким чином, методична єдність підходу дозволяє порівнювати результати прогнозування на принципово різних даних – коротких рядах

локального ринку та довгих рядах глобальних ринків – за єдиною метричною системою (МАРЕ, час обчислень) і формулювати практичні рекомендації щодо вибору конфігурації моделі залежно від характеру ринкових загроз та інформаційних обмежень конкретного підприємства. Саме ця логіка – від універсального інструментарію через локальну апробацію до системного порівняння на глобальних даних – визначає структуру подальшого викладення.

2.2. Методи адаптивного прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках як компоненту економічної безпеки підприємства

У підрозділі 2.1 сформовано універсальний прогнозний інструментарій для часових рядів економічних показників. Подальша апробація цього інструментарію для прогнозування факторів економічної безпеки на локальному рівні потребує адаптації під дві ключові особливості таких даних: обмежений обсяг спостережень (3–5 років місячних даних) та виражена номенклатурна гетерогенність. Класичний інструментарій (SMA, CSD, SARIMA, SARIMAX) у цих умовах має сферу застосування, що відрізняється від методів машинного навчання, які потребують тисяч спостережень і поступаються в інтерпретованості. Тому в межах цього підрозділу розглянемо саме економетричні моделі та обґрунтуємо їх вибір на коротких рядах.

Локальний рівень прогнозування охоплює значну кількість факторів, які безпосередньо впливають на економічну безпеку підприємства, зокрема на фінансову, техніко-технологічну, кадрово-інтелектуальну, інформаційну, ринкову, екологічну складові. Серед них:

- обсяги виробництва;
- обсяги реалізації продукції;
- обсяги закупівель;

ціни на енергоносії;

ціни на сировину;

тарифи на перевезення;

середня заробітна плата (по галузі, регіону, професіям).

Всі ці показники відповідають визначенню локального рівня прогнозування, а отже до них може застосовуватися схожий модельно-методичний інструментарій. Втім, для визначеності далі будемо розглядати питання синтезу і застосування методів адаптивного прогнозування на прикладі обсягів реалізації металопродукції на локальних ринках.

Місце і роль адаптивного прогнозування на локальному рівні в системі економічної безпеки підприємства показано на рис. 2.1.

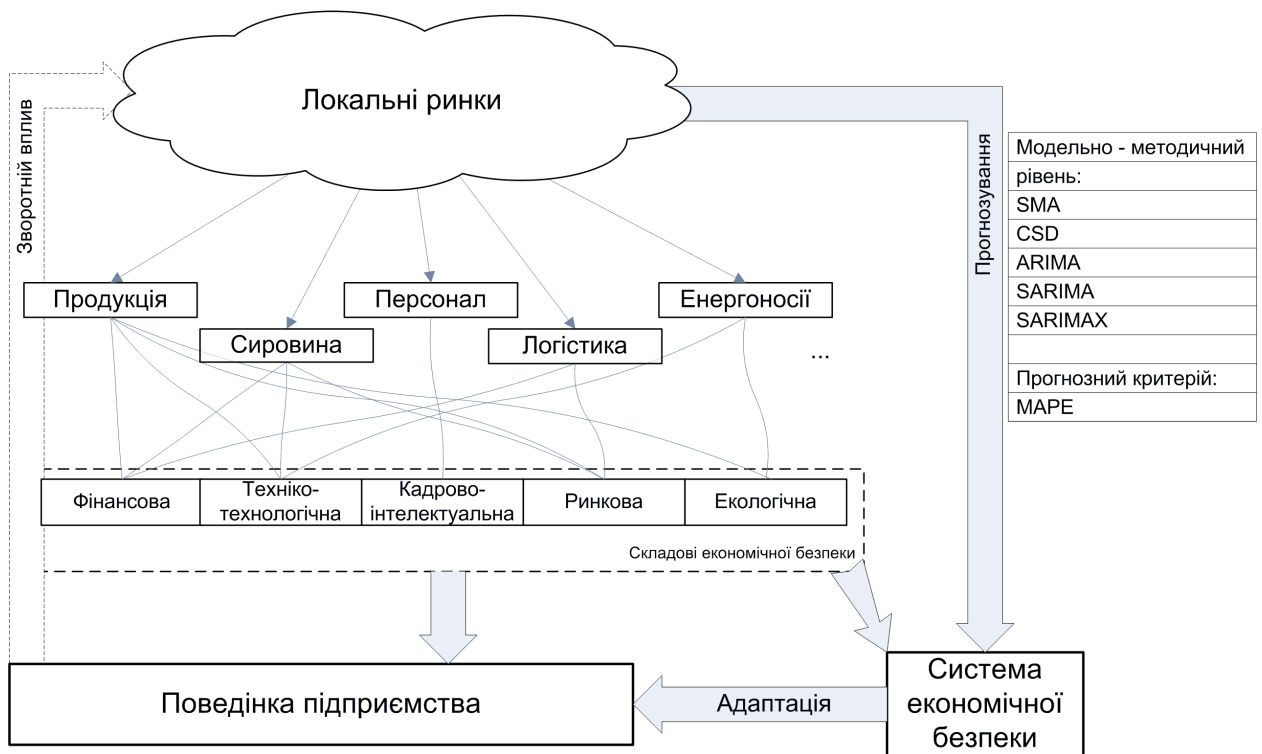


Рис. 2.1. Місце адаптивного прогнозування на локальному рівні в системі економічної безпеки підприємства.

Джерело: розроблено автором

Поняття локальних ринків на рис. 2.1 розглядається в широкому сенсі, як факторів, які значною мірою формують стан складових економічної безпеки. До основних ринків, які ми розглядаємо в даному контексті,

відносяться ринки продукції, сировини, персоналу, логістичних послуг, енергоносіїв тощо. Причому один ринок може водночас впливати на декілька складових (наприклад, ціни на сировину – на фінансову, техніко-технологічну і ринкову), а кожна складова формується під впливом декількох ринкових факторів.

Слід зазначити, що на схемі представлено лише ті складові ЕБП, на які локальні ринкові фактори впливають безпосередньо і до яких застосовуються методи прогнозування, що розглядаються далі в цьому підрозділі дисертації. До таких складових економічної безпеки, зазначених у Визначенні 1.2, як інформаційна та правова застосовується обґрунтований у п. 1.2 підхід на основі моделі Gartner Hype Cycle. А аналітико-прогностична складова, як системоутворююча, представлена на схемі модельно-методичним блоком.

Структура, що показана на рис. 2.1 відповідає тезі п. 1.3 про активну роль підприємства як учасника системи зі зворотним зв'язком. Управлінський цикл на схемі замикається таким чином: прогнози ринкових факторів надходять до системи економічної безпеки, формують основу для адаптивних рішень, а ці рішення через поведінку підприємства зворотним впливом повертаються на локальні ринки. Саме цей зв'язок та супутні йому лагові ефекти спричиняють циклічні коливання ключових показників, що далі обґрунтовує доцільність використання моделей із розвинутим сезонним компонентом для прогнозування на локальному рівні.

Прогнозування реалізації продукції є вирішальним інструментом для комерції, що дозволяє адаптуватися до змін на ринку, розробляти стратегії та приймати обґрунтовані рішення. Врахування майбутніх тенденцій та ринкових потреб допомагає компаніям залишатися конкурентоспроможними та успішними в довгостроковій перспективі. З іншого боку, з часом прогнозування обсягів реалізації стає все більш складним завданням у зв'язку зі зростанням обсягів даних, розвитком цифрових технологій та швидкими змінами в бізнес-середовищі. Досягнення успіху в цьому завданні вимагає ретельного аналізу та використання сучасних принципів моделювання.

У науковій літературі проблема прогнозування реалізації металопродукції на локальних і світових ринках розглядається крізь призму як загальноекономічних тенденцій, так і специфічних методів економіко-математичного моделювання. Так, у [27] здійснено оцінку динаміки світового ринку металопродукції та експортної діяльності українських металургійних підприємств у 2002–2013 рр. Автор відзначає зростаючу конкуренцію з боку країн Азіатсько-Тихоокеанського регіону, технологічні та екологічні виклики, а також тенденцію до перенесення металургійного виробництва в країни, що розвиваються. Науковець підкреслює, що побудова прогнозних моделей виробництва сталі є ключовою умовою для розробки антикризових заходів і відновлення конкурентоспроможності українських виробників.

У дослідженні С. В. Биткіна, О. С. Дериведмідь і В. М. Литвина акцент зроблено на статистичному прогнозуванні цін на металопрокат з урахуванням макроекономічних тенденцій [3]. Авторами запропоновано підхід, який враховує вплив індексу Dow Jones та світових цін на залізородну сировину. Результати регресійного й кореляційного аналізу доводять високий рівень залежності між цими факторами і ринковою ціною гарячекатаного рулону. Важливо, що запропонована методика дозволила побудувати кілька сценаріїв розвитку цінової ситуації, що є вагомим внеском у практику планування виробництва й забезпечення економічної безпеки підприємств.

Суттєвий внесок у розробку методів прогнозування зроблено С. С. Чевердою, Н. К. Максишко та С. Г. Куркулою, які використали інструментарій дискретної нелінійної динаміки для прогнозування цін на гарячекатаний рулон [26]. Дослідження показало, що часові ряди цін на металопродукцію, залізородну сировину, лом і нафту характеризуються трендостійкістю та довготривалою пам'яттю. Це дало підстави для створення гібридної багатофакторної моделі, яка поєднує регресійний аналіз та модель однорідної структури. Перевірка точності прогнозів підтвердила їхню перевагу над класичними методами коротко- та середньострокового прогнозування, що

робить підхід перспективним для практичного використання у сфері економічної безпеки.

Окремий напрям становлять роботи, присвячені плануванню та прогнозуванню зовнішньоекономічної діяльності металургійних підприємств. У роботі В. В. Шайтанової досліджено систему планування на ПАТ «Запоріжсталь» [29]. Авторка аналізує процеси прогнозування у зв'язку з експортною орієнтацією підприємства та визначає методи, що дозволяють адаптувати виробничі й збутові стратегії до умов високої невизначеності глобального ринку. Практичне значення дослідження полягає у формуванні рекомендацій щодо вдосконалення системи планування та мінімізації ризиків у міжнародній діяльності.

Разом із тим, незважаючи на вагомі наукові результати, більшість досліджень зосереджується на прогнозуванні світових цін або зовнішньоекономічної діяльності у цілому, тоді як проблема визначення методів прогнозування реалізації промислової продукції саме на локальних ринках у контексті економічної безпеки підприємств залишається недостатньо розробленою.

Для її вирішення необхідним є поєднання сучасних методів аналізу часових рядів, врахування локальних факторів попиту та специфіки конкурентного середовища, що дозволить підвищити точність прогнозів і зміцнити стійкість підприємств у мінливих ринкових умовах.

Далі розглянемо методи прогнозування реалізації промислової продукції на локальних ринках на основі аналізу даних про їх динаміку та підходи до визначення найбільш ефективних методів з погляду підвищення економічної безпеки підприємства.

Аналіз розглянутих вище літературних джерел дозволяє визначити процедуру адаптивного прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках як послідовність таких основних етапів, як попередній аналіз даних, оцінка сезонності, прогнозування, оцінка ефективності (рис. 2.2).

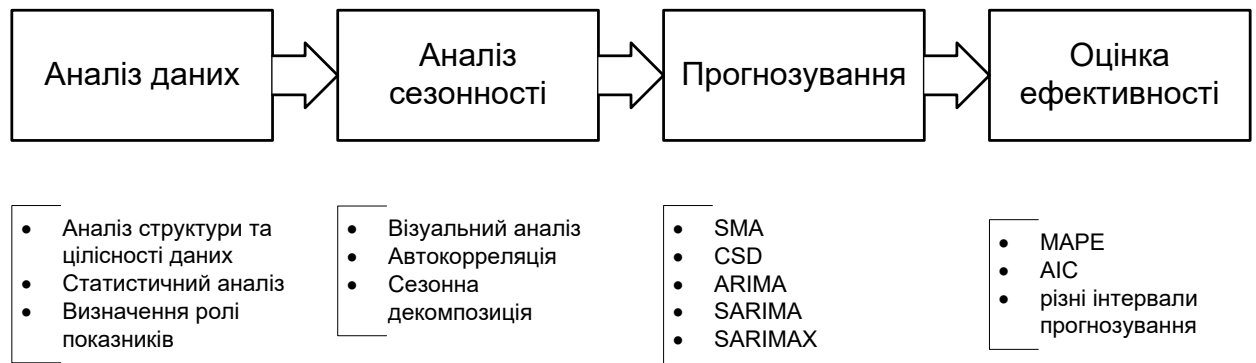


Рис. 2.2. Основні етапи адаптивного прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках

Джерело: розроблено автором

Розглянемо основні етапи з наведених на рис. 2.2 більш детально.

Етап 1 передбачає попередній аналіз вибірки даних з метою визначення інформації, що буде використовуватися далі. Це включає аналіз структури даних, їх статистичний аналіз, визначення ролі показників із набору даних для подальшого аналізу, визначення ендогенних та екзогенних змінних.

Процедура аналізу розпочинається із визначення структури даних. Для цього набір даних розкладається на показники та описується у формі таблиці, що знаходиться не менш ніж у третій нормальній формі [21]. Мінімальна структура такої таблиці наведена нижче (табл. 2.2).

Таблиця 2.2

Мінімальна структура даних для аналізу

Назва показника	Опис	Тип даних
Product_id	Ідентифікатор продукту	integer
Date	Період спостережень	date
Volume_sum	Обсяг угод за період (в грошовому вимірюванні)	float
Additional_info...	Додаткові характеристики..	float

Джерело: розроблено автором

Після визначення структури дані перевіряють на цілісність та репрезентативність. Методи прогнозування передбачають безперервність вибірки даних в досліджуваному інтервалі. Тому відсутність інформації про певні позиції номенклатури заважає їх застосуванню.

Частіше за все спостерігаються такі причини відсутності інформації:

- нова позиція в номенклатурі, яка з'явилася вже протягом періоду спостережень;
- непопулярна позиція, попит на яку є дуже обмеженим.

За умов, якщо пропущена невелика кількість значень, цілісність даних може бути відновлена через заповнення пропусків одним із стандартних методів [119].

Статистичний аналіз проводиться із метою визначення репрезентативності даних. Він включає розрахунок і порівняльний аналіз основних статистичних характеристик даних, таких як середня (*Mean*), медіана (*Median*), стандартне відхилення (*St.dev*), мінімальне (*Min*) та максимальне (*Max*) значення, коефіцієнт варіації (*CV*). Аналіз цих показників дозволяє визначити аномалії серед досліджуваних даних, а є необхідним кроком для проведення на наступному кроці аналізу сезонності.

Визначення ролі показників стосується переважно додаткових характеристик реалізації продукції, які можуть варіюватись в різних наборах даних. Метою включення їх до прогнозних моделей є покращення прогнозу через зменшення невизначеності. Тому зокрема доцільно провести кореляційний аналіз зв'язку між ними та показником реалізації продукції (*Volume_sum*). Як занадто висока (близька до 1), так і занадто низька (близька до 0) кореляція є небажаною.

Етап 2. Одним з ключових аспектів при роботі із часовими рядами є наявність сезонності. Цій аспект істотно впливає на вибір та налаштування методів їх прогнозування. В даному дослідженні розглянемо такі методи виділення сезонності, як візуальний аналіз, автокорреляція та сезонна декомпозиція. Слід зазначити, що незалежно від обраного методу, довжина

спостережень має перевищувати очікуваний період сезонності не менш ніж в 3 рази [119].

Для ілюстрації практичних аспектів застосування пропонує методів будемо використовувати анонімізовані та обфусковані дані ПрАТ ДМЗ про реалізацію металопрокату. Процедура обробки даних описується в п.3.1.

Перед застосуванням формальних методів виявлення сезонності в даних варто провести візуальний аналіз на основі графічного представлення. Розглянемо графік зміни обсягів реалізації продукції металургійного підприємства, наведений на рис. 2.3.

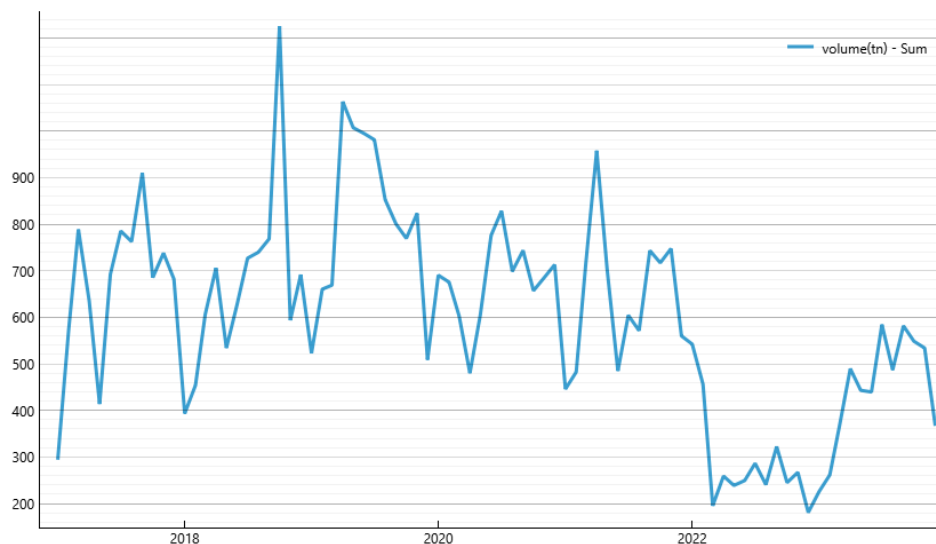


Рис. 2.3. Графік зміни обсягів реалізації металопрокату за номенклатурою 36 у 2017-2023 рр.

Джерело: Розраховано автором на основі обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Візуальний аналіз графіка на рис. 2.3 показує, що з початком повномасштабного воєнного вторгнення у лютому 2022 року ситуація на ринку сильно змінилася. Турбулентність середовища в цьому періоді призводить до порушення статистичних характеристик даних, та їх стаціонарності. Фактично це означає біфуркаційну зміну статистичних тенденцій і перехід ринку в нову фазу. Однак, достатнього обсягу статистичних спостережень для нової фази ще не існує. Таким чином, процедура прогнозування, яка розглядається в подальшому дослідженні буде

включати визначення основних статистичних характеристики рядів даних та навчання моделей на основі відносно «спокійного» періоду економічного розвитку (2017-2021 роки), із подальшою перевіркою та порівнянням результатів прогнозування на історичних даних як в «спокійному», так і в турбулентному періоді.

Аналіз графіка на рис. 2.3, показує, що протягом 2017-2021 рр. явний тренд на зміну обсягів реалізації не простежується, тоді як окремі фази збільшення та зменшення в рамках періоду спостереження виражені явно. Періодичність зміни цих фаз вказує на ймовірність сезонного характеру, що дозволяє перейти до наступного методу.

Сутність аналізу автокореляції полягає в розрахунку кореляції між рядом даних та тим же саме рядом, значення в якому зсунуті у минуле на n позицій. Якщо сезонність відсутня, то зі збільшенням n кореляція буде зменшуватися. Якщо ж в даних присутня сезонність з періодом s , то при наближенні значень n до s , кореляція почне знов зростати, сягаючи локального максимуму при $n=s$. Аналіз автокореляції зручно виконувати на основі графічного представлення, де по горизонтальній осі відкладено період n (рис. 2.4).

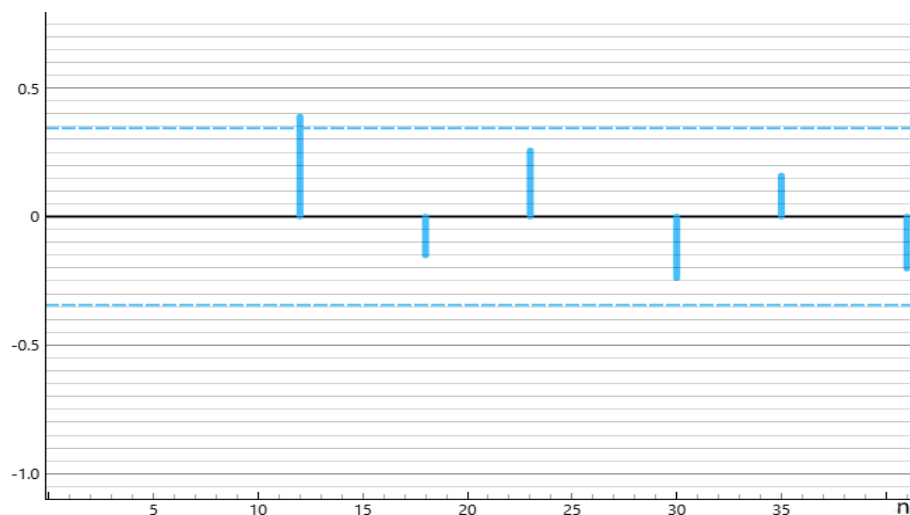


Рис. 2.4. Графік автокореляції обсягів реалізації металопрокату за номенклатурою 36

Джерело: Розраховано автором на основі обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Аналіз графіку на рис. 2.4 показує, що найбільші значення автокореляції відповідають періодам, що кратні 12. Це можна розглядати як ознаку річної сезонності.

Ще одним методом для аналізу сезонності, є сезонна декомпозиція рядів даних. Даний метод дозволяє чітко виділити сезонну компоненту та визначити кількісну оцінку того, в якому розмірі варіація даних обумовлена сезонними чинниками. Але оскільки метод сезонної декомпозиції також використовується для адаптивного прогнозування, то більш детально він буде розглянутий нижче.

Етап 3. Розглянемо основні методи прогнозування часових рядів, які відповідають обраному підходу до розв'язання даної задачі. В доповнення до методів ARIMA та SARIMA, які було проаналізовано у пункті 2.1, ми будемо застосовувати такі методи прогнозування, як Simple Moving Averages (SMA), Classical Seasonal Decomposition (CSD), SARIMAX. Зазначені моделі відрізняються складністю реалізації, потенційною точністю прогнозування а також орієнтацією на різні типи часових рядів (сезонні, несезонні, універсальні). У межах цього підрозділу свідомо не розглядаються загальні методи машинного навчання та нейронні мережі, оскільки вони вимагають величезних обсягів даних для навчання (тисячі спостережень і більше), а також складні для інтерпретації [16].

SMA. Базовим методом прогнозування часових рядів, який однаково придатний як для сезонних так і для несезонних даних, є метод, заснований на використанні простих рухомих середніх (SMA), які розраховуються за такою формулою [49; 69; 119]:

$$SMA(n)_t = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} p_{t-i}}{n}, \quad (2.6)$$

де n – порядок рухомої середньої

t – точка часового ряду, для якої обчислюється рухома середня

p_t – значення часового ряду в точці t .

Порядок рухомої середньої має вирішальне значення для використання цього методу в прогнозуванні. При збільшенні порядку прогноз враховує більше історичних значень, що краще підходить для прогнозування рядів із явно вираженими трендами. Однак якщо в даних є сезонність, то великі значення n призводять до того, що ковзна середня змінюється занадто повільно і не встигає адаптуватися до сезонних змін. Тому при використанні простої ковзної середньої для прогнозування даних, для яких характерні сезонні зміни, менший порядок рухомої середньої n забезпечує кращу якість прогнозування [69; 119]. Можна припустити, що значення n не повинно перевищувати $1/4$ періоду сезонності. Так, якщо період сезонності складає 12 місяців, слід прийняти $n=3$.

Головною перевагою використання SMA для прогнозування часових рядів є найменші вимоги до обсягу даних для навчання моделі. Фактично достатньо даних за n періодів, що для сезонних коливань довжиною 1 рік дорівнює 3 місяці. Крім того модель дуже проста у реалізації. Разом із тим даний метод має величезний недолік, який проявляється у тому, що при стрімкому зростанні, або падінні обсягів операцій прогноз завжди буде запізнюватись. За умови наявності сезонності в даних така ситуація буде спостерігатися кожного разу при сезонних змінах попиту.

CSD. Якщо попередній аналіз показав наявність сезонної компоненти в даних, то більшу точність прогнозування можна забезпечити за рахунок використання моделей, які враховують сезонні зміни (CSD, SARIMA, SARIMAX). Розпочнемо аналіз із моделі сезонної декомпозиції, яка заснована на рухомих середніх. В науковій літературі [52] дана модель також часто згадується як «класична сезонна декомпозиція» або CSD (Classical Seasonal Decomposition). Прозорість реалізації моделі та відмінна інтерпретованість результатів обумовлюють її актуальність, що підтверджується прикладами використання моделі сезонної декомпозиції та їх модифікації в новітніх дослідженнях [69; 119].

Модель CSD ґрунтується на представленні часового ряду (Y) у вигляді трьох компонентів – тренду (T), сезонної компоненти (S) та нерегулярної компоненти (R). Інколи додатково розглядають циклічну компоненту (C). Виділяють дві основні моделі сезонності: адитивну (2.7) та мультиплікативну (2.8) [69]:

$$Y^A = T + S + R, \quad (2.7)$$

$$Y^M = T \cdot S \cdot R. \quad (2.8)$$

Адитивна модель використовується у випадках, коли амплітуда сезонних коливань не залежить від абсолютних значень ряду і може вважатися постійною. Наприклад, якщо у січні продажі падають на 1000 тон, то вони падають на 1000 тон і тоді, коли загальний обсяг продажів 10 000 і тоді, коли він 50 000 тон.

Якщо ж сезонні зміни залишаються постійними не в абсолютному, а у відносному вимірі, то це більш характерно для *мультиплікативної* моделі. Такою ознакою у наведеному прикладі буде падіння продажів у січні не на 1000 тон, а на 10%. Тоді при загальному обсязі в 10 000 це буде -1000 тон, а при обсязі в 50 000 це вже -5000 тон.

Вибір правильної моделі сезонності кардинально впливає на якість декомпозиції і, як наслідок, на точність прогнозу.

Для вибору між адитивною та мультиплікативною моделями сезонності використовують методи різної складності. Найпростішим із них є *візуальний аналіз* вигляду графіку:

Якщо ширина «хвиль» сезонності приблизно однакова протягом графіка та коливання не стають помітно більшими зі зростанням тренду, то варто обрати адитивну модель.

Якщо ширина «хвиль» сезонності росте разом із трендом (і зменшується при його падінні), а графік виглядає як «воронка», яка розширюється або звужується, то це є ознакою мультиплікативної моделі.

Якщо візуальний аналіз не виявив явних переваг однієї з моделей, то варто перейти до кількісного зіставлення. Сутність методу полягає в побудові адитивної та мультиплікативної моделі і їх подальшому порівнянні. Чим краще модель описує часовий ряд, тим меншою буде нерегулярна компонента R . Отже для порівняння необхідно:

- а) розрахувати залишки (Residuals) для обох моделей;
- б) привести залишки до єдиного масштабу, наприклад за допомогою метрики MAPE, або схожих відносних метрик;
- в) порахувати стандартне відхилення (чи дисперсію) обох рядів залишків;
- г) порівняти їх між собою. Та модель буде краща, у якої стандартне відхилення залишків менше. Це означає, що модель змогла «пояснити» більшу частину варіативності даних, залишивши менше випадкового шуму.

Додатковим результатом від застосування моделі CSD є можливість точно оцінити амплітуду сезонної компоненти в коливаннях обсягів реалізації продукції. Приклад графіка сезонної компоненти показано на рис. 2.5.

Порівняння амплітуд сезонної компоненти із амплітудами головного тренду та нерегулярними компонентами дозволяє остаточно підтвердити, або спростувати гіпотезу про сезонний характер змін обсягів реалізації продукції, або інших об'єктів прогнозування.

Подальше вдосконалення точності прогнозування часових рядів пов'язано із використанням більш складних моделей прогнозування, зокрема таких, що відносяться до сімейства ARIMA. Як і моделі, що розглянуті раніше, ARIMA намагається описати та передбачити майбутні значення часового ряду, ґрунтуючись виключно на його минулих значеннях.

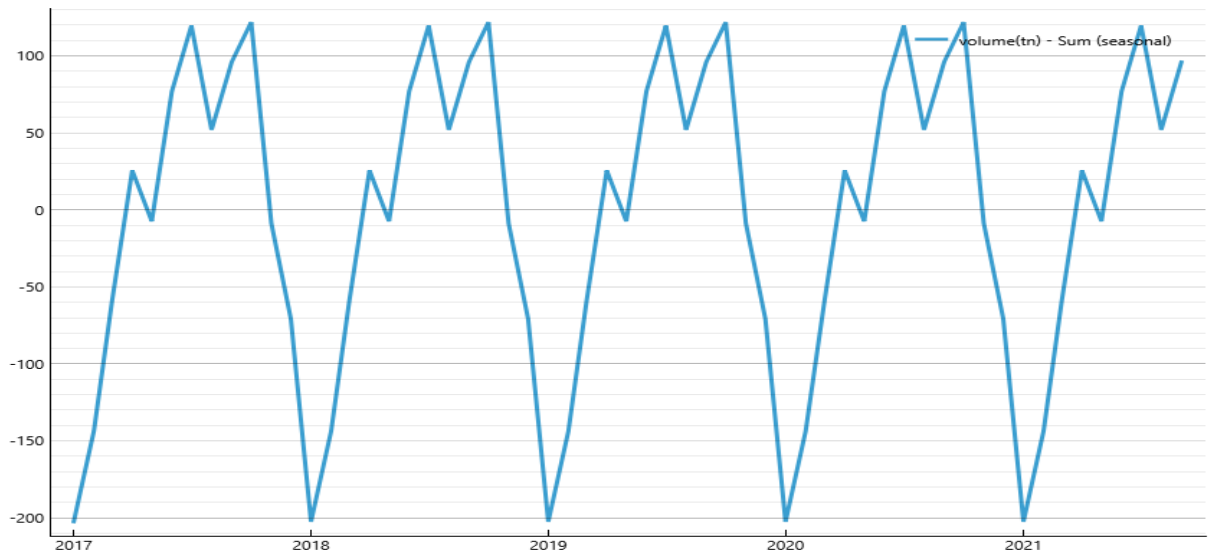


Рис. 2.5. Графік сезонної компоненти зміни обсягів реалізації металопродукції за номенклатурою 36, визначений за методом CSD.

Джерело: Розраховано автором на основі обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), яку іноді також називають «Модель Бокса-Дженкінса» [42; 49] широко використовується для прогнозування часових рядів без явно вираженої сезонності. Вона включає компонент ефективної трансформації нестационарних часових рядів в стаціонарні, що розширює сферу її використання для прогнозування багатьох реальних процесів. Це підтверджують численні публікації про застосування моделі в різних сферах, включаючи прогнозування біржових цін, попиту на харчову продукцію, показників якості довілля та інші.

Модель ARIMA містить три ключових компонента робота яких налаштовується відповідними параметрами p , d та q [69; 119]:

1. AR (AutoRegressive): Ставить майбутнє значення ряду у залежність від його попередніх значень. Це загальна ідея для більшості моделей прогнозування часових рядів. В нашому випадку це означає, що обсяг продажів поточного місяця безпосередньо залежить від продажів минулого. Даному компоненту відповідає параметр p , який задає порядок авторегресії,

тобто скільки попередніх значень використовується для прогнозу. $p=1$ означає, що враховуються дані лише за попередній місяць.

2. I (Integrated): Задає параметри приведення ряду даних до стаціонарності, тобто до вигляду, коли основні статистичні характеристики ряду математичне сподівання та дисперсія не змінюються з часом. В стаціонарному ряді відсутні складові тренду та сезонності, але базовий інструментарій, що входить до ARIMA, дозволяє ефективно вилучати лише трендову складову. За налаштування компоненту I відповідає параметр d – порядок різниці (differencing). Фактично, це кількість разів, яку потрібно відняти з кожного значення попереднє ($value(t) - value(t-1)$), щоб усунути тренд і зробити ряд стаціонарним. Для вилучення з даних лінійного тренду достатньо значення $d=1$.

3. MA (Moving Average) – основний компонент моделі, який задає її властивості до навчання на попередніх помилках. Незважаючи на схожу назву, цей метод істотно відрізняється від формули простого рухомого середнього (2.6), яку ми використовували раніше та є більш складним у розрахунку (Box, Jenkins, Reinsel, 1994) [49]. За налаштування компоненту MA відповідає параметр q – порядок рухомого середнього. Цей параметр можна інтерпретувати як кількість попередніх помилок, які враховуються при побудові прогнозу.

Таким чином, модель ARIMA описується трьома параметрами: ARIMA(p, d, q). Однак, як було зазначено при описі моделі, алгоритм її синтезу дозволяє усунути лише одну причину нестаціонарності даних – тренд. Тому стандартна ARIMA погано працює із сезонними даними.

Якщо дані про динаміку реалізації металопродукції на локальних ринках мають очевидну сезонність, то для їх прогнозування доцільно використовувати модель SARIMA (Seasonal ARIMA), яка заснована на моделі ARIMA та додає до неї сезонні розширення.

Для врахування сезонності дана модель вимагає ще один набір параметрів і в цілому задається як SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) m , де

(p, d, q) – несезонні параметри моделі ARIMA.

(P, D, Q) – сезонні аналоги цих параметрів. Вони мають такий саме сенс, як і несезонні, але застосовуються по відношенню не до попередніх значень, а до значень з попередніх сезонів (наприклад, значення цього січня порівнюється зі значенням минулого січня).

m – період сезонності, який для місячних даних дорівнює 12.

Апріорне визначення оптимальних значень параметрів (p, d, q) (P, D, Q) можливе, але це – складний процес, що вимагає глибокого аналізу графіків автокореляції (ACF) та часткової автокореляції (PACF). Тому наразі частіше застосовуються більш легкі у використанні та реалізації інструменти автоматичного підбору найкращих параметрів, які дають такі ж саме результати.

SARIMA/SARIMAX. Всі моделі, які було розглянуто раніше, виходять з гіпотези про те, що обсяги реалізації продукції у майбутньому залежать тільки від значень цього ж показника у минулому. Однак очевидно, що в реальності процес реалізації продукції тісно пов'язаний з багатьма факторами і чим більше таких показників вдається врахувати, тим більш точною буде побудована модель.

З огляду на це подальшим розвитком моделей ARIMA та SARIMA стала модель, яка отримала назву SARIMAX (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average With Exogenous Factors). Дана модель дозволяє разом із попередніми значеннями ряду, який прогнозується (ендогенні змінна, Y), враховувати також екзогенні фактори (X). Модель SARIMAX здатна мінімізувати значення помилок і підвищити загальну точність навіть тоді, коли довжини вхідних і вихідних даних дуже близькі одна до одної і мають схожі напрямки. У випадку нестационарних наборів даних модель диференціює та відокремлює як відгук, так і екзогенні часові ряди перед оцінкою результатів моделі [69].

Загальні принцип роботи моделі SARIMAX можна представити як комбінацію стандартної моделі SARIMA та додаткової моделі лінійної регресії від екзогенних змінних:

Стандартна модель SARIMA моделює тренд, сезонність та автокореляцію ряду.

Модель лінійної регресії розраховує модифікатор до моделі SARIMA, ґрунтуючись на екзогенних змінних. Результат цієї моделі показує, як зміни екзогенних факторів впливають на прогноз ендогенної змінної. В спрощеному вигляді це можна представити таким чином [69; 119]:

$$SARIMAX_t(X, Y) = SARIMA(X_{t-1}) + \beta \cdot Y_t. \quad (2.9)$$

Проблема використання моделі (2.9) полягає в тому, що в ній значення екзогенних факторів Y вважається відомим у момент t , для якого формується прогноз. Однак на практиці ці фактори частіше за все невідомі, і тому їх, в свою чергу, необхідно прогнозувати, що можна зробити за допомогою окремих моделей (наприклад, SMA, CSD, ARIMA, SARIMA тощо). В першому наближенні можна вважати що значення екзогенної змінної в наступному періоді буде таким самим, як і в поточному, тобто $Y_t = Y_{t-1}$. Якщо навіть при такому припущенні результат прогнозування буде кращим за попередні моделі, то це підтвердить доцільність врахування екзогенних змінних та дозволить перейти до використання більш складних методів їх прогнозування. Так, якщо прогнозується обсяг реалізації у вартісному, або кількісному вимірюванні, то в якості екзогенної змінної можуть бути використані дані про кількість укладених угод.

Етап 4. Оцінка ефективності

Для оцінки ефективності вибірка даних розділяється на дві неоднакові частини – навчальну та тестову. Навчальна частина є більшою за розміром та слугує для налаштування параметрів моделей прогнозування (навчання).

Базовим розрахунком для оцінки ефективності та порівняння між собою різних методів прогнозування обсягів реалізації металопродукції є визначення абсолютних та відносних помилок прогнозування за побудованими моделями на даних, що відносяться до тестової частини. На основі окремих оцінок визначається узагальнена оцінка ефективності (формула (2.5)). Як зазначалось раніше, дана метрика показує, наскільки у середньому відрізняються прогнози від фактичних значень у відсотках. MAPE має обмеження використання за наявності у вибірці нульових чи дуже маленьких фактичних абсолютних значень, але при стабільних обсягах реалізації продукції промислових підприємств дане обмеження не є актуальним.

Згідно концепції адаптивного прогнозування, розрахунки проводяться для горизонту прогнозування $h=1$, тобто за даними попередніх періодів розраховується прогноз на 1 місяць вперед.

При оцінці ефективності моделей слід враховувати, що в умовах турбулентного зовнішнього середовища однією з важливіших характеристик ефективності є швидкість адаптації до змін. Тому кожен прогнозну модель необхідно перевірити на різних інтервалах прогнозування в межах тестового періоду (наприклад – 3, 6, 9 місяців) та порівняти результати між собою.

Крім середніх оцінок на основі MAPE доцільно також оцінити максимальну відносну помилку прогнозування за тестовий період. Це дасть уявлення про можливу «ступінь довіри» до прогнозу.

Слід звернути увагу ще на одну характеристику ефективності, яка використовується в процесі автоматичного підбору параметрів моделі SARIMA. Якість моделі при цьому оцінюється за метрикою AIC (Akaike Information Criterion), яка дозволяє врахувати як прогностичну ефективність моделі так і її складність. Необхідність використання такої метрики обумовлена тим, що за умов обмеженої кількості даних та великої кількості параметрів, які задають модель, висока точність апроксимації даних може бути досягнута за рахунок переускладнення моделі, яка фактично «запам'ятовує» вхідні дані, а не шукає в них приховані залежності.

Незважаючи на високу точність апроксимації навчальних даних, така модель буде припускати великі помилки при прогнозуванні.

Метрика АІС розраховується таким чином, що зменшення помилки апроксимації даних зменшує її значення, а введення у модель додаткових параметрів – збільшує. У загальному випадку [69; 119]:

$$AIC = -2\ln(\hat{L}) + 2k, \quad (2.10)$$

де k – число параметрів моделі;

\hat{L} – максимізоване значення функції правдоподібності моделі.

Приклад використання метрики АІС для оптимізації параметрів моделі та протокол відповідних розрахунків наведено у Додатку А.

Кращою вважається модель із найнижчим значенням АІС, що свідчить про розумний компроміс між складністю та точністю моделі.

Таким чином, запропонований апарат реалізує методологічний та інструментальний рівні запропонованої раніше концепції адаптивного прогнозування у частині прогнозування на локальному рівні. Прийняті методичні рішення, зокрема, виключення ML-конфігурацій та фокус на сезонних специфікаціях, узгоджуються із сформульованою у п. 1.3 характеристикою локального рівня як середовища з активною роллю підприємства, лаговим зворотним зв'язком та зумовленими ним циклічними коливаннями ключових показників. Сферою практичного застосування результатів є операційна складова управління економічною безпекою підприємства – планування виробництва, управління запасами та оборотним капіталом.

Емпірична верифікація запропонованого апарату на даних реалізації металопродукції конкретного підприємства та порівняльний аналіз ефективності кожної з чотирьох моделей буде розглянута у п. 3.1.

2.3. Адаптивне прогнозування цінових індикаторів глобальних ринків як інструмент забезпечення економічної безпеки підприємства

Підприємство, що залежить від імпортової сировини, енергоносіїв або орієнтоване на експорт, функціонує в умовах, де цінова динаміка глобальних ринків визначає вартість ресурсів, рентабельність контрактів та валютну складову грошових потоків. На відміну від локального ринку, де підприємство здатне впливати на обсяги та умови реалізації (п. 2.2), на глобальному ринку підприємство є ціноприймачем і може лише адаптувати свою поведінку до зовнішніх цінових сигналів. Саме тому якість прогнозування глобальних цін перетворюється на інструмент випереджаючого захисту – можливість коригувати закупівлі, ціноутворення, хеджування та фінансове планування до того, як ціновий шок матеріалізується [69; 75].

У п. 2.1 було сформовано універсальний модельний підхід із п'ятьма конфігураціями прогнозних моделей, та єдиною системою оцінювання на основі метрики MAPE та часу обчислень. У п. 2.2 було розкрито особливості застосування цього підходу стосовно прогнозування локальних факторів економічної безпеки, що дозволило уточнити працездатність методів в умовах обмежених даних та високої гетерогенності номенклатури.

У цьому підрозділі той самий методичний апарат застосовується до принципово іншого об'єкта – панелі з понад 62 часових рядів місячних цін глобальних ринків, що охоплюють фінансові активи, товарні ф'ючерси, спотові ціни сировини та ринкові індекси. Результати цього дослідження опубліковано у роботі [120] та слугують основою для викладення у цьому підрозділі.

На рис. 2.6 показано роль та місце адаптивного прогнозування цінових індикаторів глобальних ринків в системі економічної безпеки підприємства згідно із заявленою в роботі концепцією.

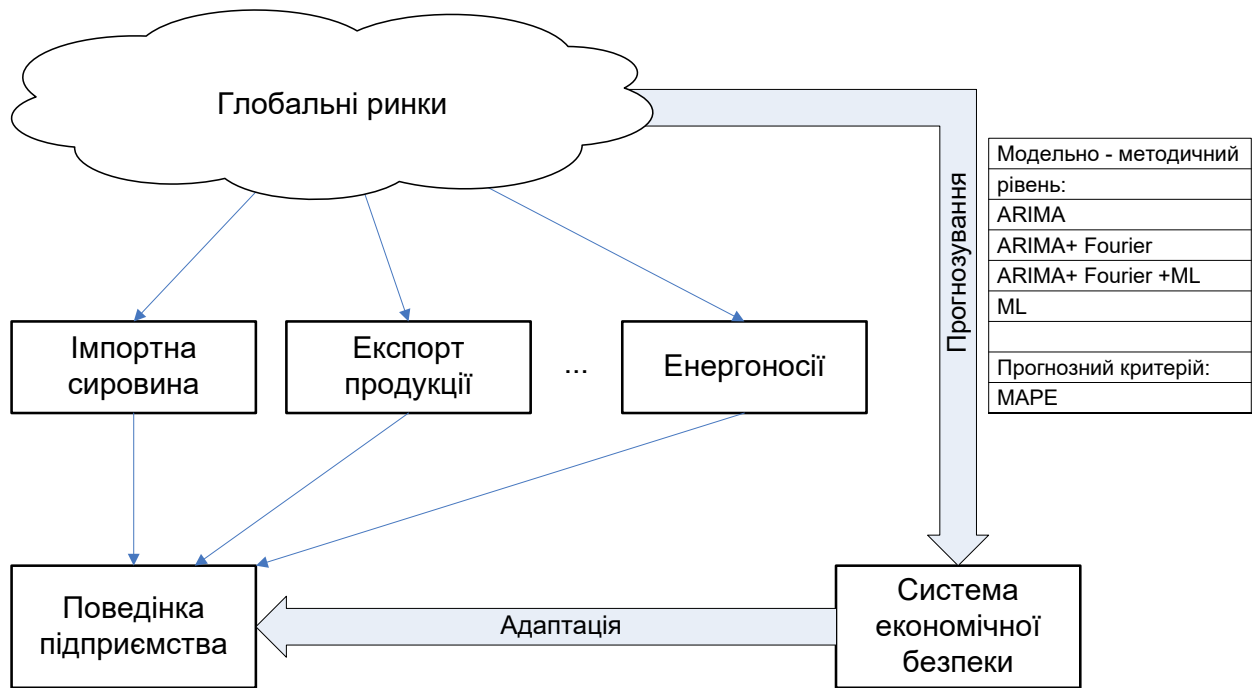


Рис. 2.6. Місце адаптивного прогнозування цінових індикаторів глобальних ринків в системі економічної безпеки підприємства.

Джерело: розроблено автором

Поняття глобальних ринків на рис. 2.6, аналогічно локальному рівню, розглядається в широкому сенсі – як зовнішнє цінове та ринкове середовище, що значною мірою впливає на стан складових економічної безпеки підприємства. До основних глобальних ринків, які ми розглядаємо в даному контексті, відносяться світові ринки сировини (метали, енергоносії, агропродукція), валютні ринки, фондові ринки та ринки фінансових індексів.

Структура, що показана на рис. 2.6, відповідає тезі п. 1.3 про пасивну роль підприємства як ціноприймача на глобальних ринках. На відміну від локального рівня, де управлінський цикл замикається через зворотний вплив поведінки підприємства на ринок, на глобальному рівні такий зворотний вплив відсутній – прогнози глобальних ринкових факторів надходять до системи економічної безпеки і формують основу для адаптивних рішень підприємства, але ці рішення не повертаються на глобальні ринки. Природна агрегація сезонних коливань на світовому рівні згладжує їх циклічність, проте одночасно зростає загальна невизначеність через збільшення кількості

екзогенних факторів, що обґрунтовує використання моделей ARIMA та їх адаптивних і гібридних розширень для прогнозування на глобальному рівні.

Емпірична база дослідження. Основу дослідження становить панель місячних цінових рядів за період січень 2005 – липень 2025 року (максимальна глибина 247 місяців), сформована з двох відкритих джерел. Yahoo Finance [117] надає щоденні фінансові часові ряди для акцій, валютних курсів, криптовалют, фондових індексів та товарних ф'ючерсів, які агрегуються до місячної частоти через Python API (Yfinance) [119; 120]. База даних *Commodity Pink Sheet* Світового банку надає місячні спотові ціни на сировину та композитні товарні індекси [115]. Усі операції попередньої обробки є часово-каузальними і виконуються в межах аналітичного вікна для уникнення витoku інформації [98; 111; 120].

Панель охоплює 62 часові ряди, систематизовані за доменами та 11 субдоменами. Фінансові активи (23 ряди) охоплюють акції (16 компаній, від NVIDIA та Microsoft до Lumen Technologies), криптовалюти (BTC, ETH, XRP, USDT) та спотові валютні курси (EUR/USD, USD/JPY, USD/KZT). Товарні ф'ючерси (14 рядів) об'єднують енергетичні (нафта WTI, Brent, природний газ – 3 ряди), металеві (золото, срібло, мідь, платина – 4 ряди) та аграрні (кукурудза, соя, пшениця, кава, какао, цукор, бавовна – 7 рядів) контракти. Спотові товарні ціни (17 рядів) включають енергоносії (нафта, природний газ, вугілля), сільськогосподарську сировину (зерно, олії, цукор, кава, добрива) та метали (алюміній, мідь, цинк, залізна руда, золото). Ринкові індекси охоплюють композитні товарні індекси Світового банку (аграрний AGRI, енергетичний ENER, металів і мінералів MMIN, дорогоцінних металів PMET, базових металів BMEX, загальний товарний TCI) та фондові індекси (Dow Jones DJI, S&P 500 SPX). Така структура забезпечує репрезентативне покриття ринків, від яких залежить економічна безпека промислового підприємства [120].

Відбір індикаторів за функціональними складовими ЕБП визначається наступним. Кожен із субдоменів панелі прив'язаний до конкретної

функціональної складової економічної безпеки підприємства, що формує операційний місток між технічним інструментарієм та об'єктом управління. Валютні курси (EUR/USD, USD/JPY, USD/KZT) обслуговують фінансову складову ЕБП, оскільки визначають валютний ризик експортно-імпортних контрактів, обслуговування зовнішнього боргу та переоцінку валютних позицій балансу. Спотові ціни на промислові метали (алюміній, мідь, цинк, залізна руда) та металеві ф'ючерси (золото, срібло, мідь, платина) формують виробничу складову, оскільки безпосередньо впливають на собівартість металургійного циклу та страховий ціновий буфер. Енергоносії (WTI, Brent, природний газ NGUS/NGEU) обслуговують енергетичну та виробничу складові, оскільки вони – друга за вагомістю стаття змінних витрат у металургії. Аграрні ф'ючерси та спотові ціни (пшениця, кукурудза, соя, кава, какао, цукор, бавовна, пальмова олія) включено як індикатори зовнішньоекономічної складової для підприємств із диверсифікованим експортом та контрагентами в аграрному секторі. Фондові індекси (Dow Jones, S&P 500) та акції (16 публічних компаній, від високотехнологічних NVDA, MSFT до циклічних STLA, LUMN) обслуговують інвестиційно-ринкову складову, відображаючи макроекономічний цикл та апетит до ризику, що визначає доступ підприємства до зовнішнього фінансування. Криптоактиви (BTC, ETH, XRP, USDT) включено як індикатори спекулятивної компоненти ринкового ризику для оцінки граничних випадків застосовності адаптивних моделей в умовах екстремальної волатильності. Композитні товарні індекси Світового банку (енергетичний ENER, металів MMIN, базових металів VMEX, дорогоцінних металів PMET, аграрний AGRI, загальний TCI) інтегрують агреговані сигнали та використовуються як інструмент верифікації результатів – якщо адаптивна модель забезпечує прийнятну точність на композитному індексі, її точність на компонентних рядах повинна узгоджуватися із цією оцінкою. Така прив'язка індикаторів до функціональних складових ЕБП дозволяє інтерпретувати прогнози MAPE не як абстрактну статистику, а як

кількісну міру керованої невизначеності у відповідній підсистемі економічної безпеки.

Дескриптивна діагностика та ієрархія волатильності. Перший етап аналізу полягає у комплексній діагностиці властивостей кожного ряду, яка визначає доцільність застосування конкретних конфігурацій. Для кожного ряду обчислюються середнє, медіана, стандартне відхилення та коефіцієнт варіації (CV) для кількісної характеристики рівня та дисперсії, асиметрія (skewness) та ексцес (kurtosis) для оцінки розподільної форми. Стаціонарність перевіряється розширеним тестом Діккі–Фуллера (ADF), а сезонність – STL-декомпозицією при періоді 12 у робастному режимі [69; 84; 120].

Результати діагностики виявляють чітку ієрархію волатильності між субдоменами. Субдомени акцій та криптовалют демонструють найвищу дисперсію ($CV \approx 0.83\text{--}0.94$), тоді як товарні ринки та валютні курси залишаються стабільними ($CV \approx 0.17\text{--}0.32$), а енергетичні ринки займають проміжну позицію ($CV \approx 0.53\text{--}0.54$). Стаціонарність суттєво розрізняється між доменами – ф'ючерси, товарні ціни та індекси досягають стаціонарності при $d = 0$ або $d = 1$, тоді як криптовалюти не демонструють стаціонарності навіть після триразового різницювання. STL-декомпозиція показує, що річна сезонність є близькою до нуля для більшості рядів, і лише окремі дорогоцінні метали та фінансові активи демонструють помірні сезонні компоненти. Повні дескриптивні статистики на рівні окремих рядів наведено у Додатку Б (табл. Б.1) [120].

Ця ієрархія має два практичні наслідки для моделювання. По-перше, сімейство ARIMA є адекватним базовим інструментом для товарних та індексних доменів, де ряди зазвичай стаціонарні в рівнях або після одноразового різницювання. По-друге, блок фінансових активів, особливо високотехнологічні акції та криптоактиви, поєднує високу дисперсію, нестаціонарність, позитивну асиметрію та важкі хвости, що потребує доповнення базової ARIMA Fourier-компонентами або гібридною ML-корекцією. З позицій економічної безпеки це означає, що прогнозний ризик, а

отже і розмір страхових буферів та ліквідностних резервів, є структурно більшим для фінансового блоку, тоді як товарні ринки та індекси пропонують стабільнішу основу для економетричних прогнозів [120].

Результати ARIMA-базованих моделей. Три конфігурації ARIMA-сімейства (базова ARIMA, ARIMA + Fourier, ARIMA + Fourier + ML) оцінено на всій панелі за єдиною схемою валідації на історичних даних з рухомим вікном із 12-місячним горизонтом. Результати на рівні субдоменів наведено у табл. 2.3, повні дані на рівні окремих рядів – у Додатку Б (табл. Б.2).

Таблиця 2.3

Точність прогнозу та час обчислень для ARIMA-базованих моделей за субдоменами ринку

Модель	Метрика	FS	FC	FX	FE	FM	FA	CE	CA	CM	IC	IF
ARIMA	Med. MAPE,%	20.1	20.2	3.5	12.1	6.6	10.2	19.8	12.0	7.4	7.8	5.6
	Min. MAPE,%	4.4	0.1	1.2	7.3	3.3	3.2	9.2	3.9	2.4	2.1	1.9
ARIMA+ Fourier	Med. MAPE,%	19.9	20.3	3.5	12.8	7.6	9.8	19.5	13.2	7.8	7.4	5.6
	Min. MAPE,%	2.9	0.1	1.6	4.2	3.0	3.6	4.6	3.2	3.1	1.3	1.7
ARIMA+ Fourier+ML	Med. MAPE,%	22.4	25.2	3.9	15.1	8.0	11.0	28.8	13.6	7.4	7.3	5.8
	Min. MAPE,%	3.2	0.1	1.4	4.8	3.1	5.0	4.8	5.4	3.8	1.6	2.4

Джерело: розраховано автором на основі даних [60; 115; 117] та опубліковано у [120]. FS – акції, FC – криптовалюти, FX – національні валюти, FE – енергетичні ф'ючерси, FM – металеві ф'ючерси, FA – аграрні ф'ючерси, CE – енергоспот, CA – аграрний спот, CM – металевий спот, IC – товарні індекси, IF – фондові індекси

У більшості субдоменів медіанні значення MAPE залишаються подібними для трьох конфігурацій ARIMA – різниця медіан зазвичай не перевищує 1-2 п.п., що свідчить про помірний загальний ефект Fourier-регресорів та залишкової ML-корекції на агрегованому рівні. Водночас мінімально досяжний MAPE суттєво розрізняється – від 0.08% для стабільних активів (наприклад, USDT) до 7.26% для енергетичних ф'ючерсів та 9.15% для енергоспоту, що підтверджує структурну обмеженість ARIMA для волатильних рядів. Субдомени з найвищою дисперсією (акції, крипто,

енергоспот) демонструють медіанний MAPE близько 20%, тоді як валютні курси та фондові індекси стабільно забезпечують MAPE нижче 6%. Товарні субдомени займають проміжну позицію з медіанами 8–15% [120].

Змістовні покращення ARIMA + Fourier над базовою ARIMA спостерігаються для конкретних рядів із помірною періодичністю – MO, MSFT, MSTR, FBZ, FCL, FNG, TCI та кілька товарних ф'ючерсів. Гібридна модель ARIMA + Fourier + ML забезпечує вибірккові покращення для SBOIL (з 10.70% до 8.80%), USDT (0.12% до 0.08%), V (10.08% до 9.43%) та кількох металевих товарів. Проте для більшості високоволатильних активів (NGUS, NGEU, MARA, CELH) гібридна модель не забезпечує системного покращення і може навіть підсилювати шум у нелінійній залишковій динаміці [120].

Результати ML-моделей. Чотири конфігурації самостійних ML-моделей (пряма та рекурсивна, кожна на рівневих та логарифмованих даних) оцінено на тій самій панелі за ідентичною схемою бектесту. Медіанні тестові помилки ML-моделей зазвичай не перевищують 20% для більшості субдоменів, окрім крипто, акцій та енергоспоту, де вони часто сягають 25–40%. Повні результати наведено у Додатку Б (табл. Б.3) [120].

Рекурсивна ML зазвичай досягає нижчих мінімальних MAPE порівняно з прямою ML, зокрема нижче 5% для валютних курсів, товарних індексів та кількох ф'ючерсів. Пряма ML виявляє суттєво гірші мінімуми – наприклад, у крипто-субдомени найкращий мінімальний MAPE прямої моделі сягає 43.81%, а для енергоспоту – 15.83%. Це підтверджує, що ітеративна одноступенева процедура ефективніше фіксує короткострокові залежності [55; 120].

Крос-модельне порівняння. Зведені результати по всій панелі наведено у табл. 2.4.

З табл. 2.4. видно, що три моделі на основі ARIMA близькі за точністю – середній MAPE лежить у діапазоні 18.20–18.75%, медіанний – близько 11.5–11.9%, міжквартильний діапазон – від 6.3–6.6% (Q1) до 20.0–21.7% (Q3). Мінімальні MAPE однорідно низькі (0.08–0.12%), частка викидів – 3.8–4.8%. Чисті ML-моделі показують принципово інший профіль – середній MAPE

сягає 24–28%, медіанний – 16–17%, міжквартильний діапазон суттєво ширший, а частка викидів зростає майже вдвічі до 6.1–7.9%. Мінімальні MAPE рекурсивних моделей можуть бути дуже низькими (0.04%), але ці виграші компенсуються важкими хвостами розподілу помилок [120].

Таблиця 2.4

Зведені показники точності моделей на панелі глобальних ринків

Модель	Тип	Avg MAPE,%	Med MAPE,%	Min MAPE,%	Q1,%	Q3,%	Outlier,%	Час, с.
ARIMA	ARIMA	18.52	11.64	0.11	6.59	20.48	4.84	0.48
ARIMA+Fourier	ARIMA	18.20	11.89	0.12	6.30	20.04	3.76	1.91
ARIMA+Fourier+ML	Гібрид	18.75	11.54	0.08	6.44	21.68	4.30	2.41*
Пряма ML (level)	ML	28.47	16.90	1.69	9.50	30.60	7.91	1.75
Рекурс. ML (level)	ML	24.14	16.34	0.04	7.55	25.21	6.11	8.89
Пряма ML (log)	ML	27.72	16.77	1.48	9.23	30.41	6.78	1.60
Рекурс. ML (log)	ML	24.65	17.01	0.04	6.88	26.32	6.11	8.78

Джерело: розраховано автором на основі власних результатів, та оприлюднено у [120].

* – час пошуку та підгонки ML без повного циклу

Застосування в контексті економічної безпеки підприємства. Економічна безпека охоплює стабільність грошових потоків, підтримку операційної безперервності та збереження ринкових позицій в умовах зовнішніх шоків [59; 65]. Прогнозування цін, попиту, валютних курсів та процентних ставок виконує функцію раннього попередження, переводячи реакцію підприємства з *ex post* на *ex ante* і дозволяючи коригувати закупівлі, ціноутворення, обсяги виробництва, стратегії хеджування та контрактні умови до матеріалізації ризиків [69; 75].

З позицій ризик-менеджменту, результати виявляють несприятливу асиметрію ML-моделей – оказіональні видатні результати купуються ціною більших і менш передбачуваних помилок саме для тих волатильних рядів, які найбільше впливають на економічну безпеку. Тому ARIMA з Fourier-розширеннями або без нього залишається первинним інструментом для

операційного прогнозування, а ML виконує комплементарну роль. Прогнози не повинні дрейфувати між бектестами – високі розбіжності між тренувальними та тестовими помилками підвищують бюджетний ризик, ослаблюють можливості хеджування та створюють ілюзію точності [82; 120].

Практичні рекомендації для підприємства формулюються так. Для стабільних ринків (валютні курси, товарні індекси, метали) базова ARIMA або ARIMA + Fourier забезпечує прогнозний MAPE нижче 8–10% при мінімальних обчислювальних витратах та повній прозорості параметрів – це достатньо для підтримки регуляторної звітності, внутрішнього аудиту та ризик-лімітних рамок. Для ринків із помірною нелінійністю (окремі товарні ф'ючерси, сільськогосподарська сировина) доцільною є вибіркова ML-корекція залишків (гібридна модель). Для високоволатильних ринків (криптоактиви, енергоносії, спекулятивні акції) складніші моделі не гарантують вищої точності і можуть підсилювати помилку – тут рекомендовано скорочувати горизонт прогнозу до 3–8 місяців, регулярно перенавчати моделі та валідувати без витоків [81; 120].

Отримані результати формують доказову базу для вибору оптимальних конфігурацій прогнозних моделей залежно від характеристик ринку. Практична реалізація цих рекомендацій – побудова конкретних прогнозів для металевих сировини, енергоносіїв та інших критичних для підприємства індикаторів з візуалізацією та інтерпретацією результатів для особи, що потребує подальшої апробації для цін на ринку металопродукції та інших пов'язаних ресурсів у контексті ЕБП.

Висновки за розділом 2

У другому розділі дисертації розроблено модельно-методичний інструментарій адаптивного прогнозування та здійснено його емпіричну апробацію у двох напрямках – прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках та прогнозування цінових індикаторів глобальних ринків.

1. Сформовано ієрархічну систему прогнозних конфігурацій за принципом мінімальної достатньої складності. Інструментарій охоплює класичні статистичні моделі (SMA, CSD, SARIMA, SARIMAX), моделі сімейства ARIMA із Фур'є-декомпозицією та гібридні конфігурації ARIMA+ML (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost). Кожна наступна конфігурація додає складність лише тоді, коли попередня вичерпує свої можливості, що відповідає парадигмі ощадливого моделювання (parsimonious modeling). Уніфікований обчислювальний сценарій реалізовано мовою Python з використанням бібліотек pandas, numpy, statsmodels, scikit-learn та xgboost.

2. Для умов коротких рядів та номенклатурної гетерогенності, типових для локальних ринків металопродукції, обґрунтовано методичну редукцію інструментарію до підсімейства економетричних моделей (SMA, CSD, ARIMA, SARIMA, SARIMAX) із виключенням ML-конфігурацій. Сформульовано критерії вибору моделі в залежності від профілю ряду: SMA – за відсутності сезонності та обмеженій історії, CSD – при домінуванні сезонної компоненти, SARIMA/SARIMAX – при поєднанні автокореляційної та сезонної структур, з підбором адитивної або мультиплікативної моделі сезонності за стандартним відхиленням залишків.

3. Запропонований набір прогнозних моделей застосовано до панелі із 62 часових рядів, що охоплює фінансові активи та спотові ціни на глобальних товарних ринках – металів, енергоносіїв та агропродукції. Тестування виконане за процедурою послідовного збільшення обсягу навчальної вибірки та оцінювання прогнозу на 12 місяців уперед, що відтворює реальні умови застосування моделей на підприємстві. Результати засвідчили перевагу класичних моделей сімейства ARIMA над «чистим» машинним навчанням за стабільністю та передбачуваністю помилок прогнозу. Медіанний MAPE для ARIMA-сімейства становить 11,5–11,9% проти 16–17% для ML-моделей, причому ML-моделі систематично демонструють ширший розподіл помилок та більшу частку викидів. Гібридні конфігурації ARIMA та машинного навчання, не дають суттєвого покращення точності порівняно з «чистими»

ARIMA, що підтверджує доцільність обмеження складності моделей достатнім для конкретного завдання рівнем.

4. Обґрунтовано рекомендації щодо вибору оптимальних конфігурацій прогнозних моделей залежно від характеристик ринку та горизонту прогнозування. Для стабільних індикаторів із чітким трендом та помірною волатильністю (валютні курси, деякі фінансові індекси) достатньо базової ARIMA; для сезонних індикаторів (енергоносії) ефективними є ARIMA+Фур'є конфігурації; для високоволатильних ринків (природний газ, деякі метали) жодна конфігурація не забезпечує MAPE нижче 25–30%, що вимагає переходу до сценарного планування та робастних стратегій управління ризиками.

РОЗДІЛ 3.

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ В СИСТЕМІ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ ПІДПРИЄМСТВА

3.1. Оцінка ефективності адаптивного прогнозування в діяльності підприємств на локальних ринках

Дослідження ефективності адаптивного прогнозування обсягів реалізації промислової продукції на локальних ринках проведемо на основі набору даних про транзакції на ринку металопродукції. Дані охоплюють період з січня 2017 року до вересня 2021 року та містять відомості про операції купівлі-продажу. З метою забезпечення конфіденційності комерційної інформації дані пройшли процедуру статистичного контролю розкриття, що включала два класи перетворень анонімізацію та обфускацію. На першому етапі з набору даних було повністю видалено всі прямі ідентифікатори, включаючи найменування компаній-постачальників та покупців, а також їх контактні дані. На другому етапі для унеможливлення непрямой ідентифікації були застосовані методи узагальнення: точні дати транзакцій були агреговані до місяців, обсяги реалізації представлено лише у фінансовому вимірюванні та масштабовано до умовних одиниць, а географічні дані про місцезнаходження контрагентів виключено з набору. Крім того дані агреговані за ознакою позицій у номенклатурі, отже замість інформації по окремим угодам у вибірці залишено лише дані про загальну кількість та загальну суму угод у місяці по кожній позиції з номенклатури.

Після проведення описаних вище процедур попередньої обробки та анонімізації, вибірка даних отримала наступну структуру (табл. 3.1).

Аналіз вибірки даних показав, що вона містить інформацію про 43 позиції номенклатури металевих виробів. Загальна довжина вибірки – 57

місяців При цьому за 17 позиціями в наявності є інформація за всі місяці, а за іншими позиціями інформація частково відсутня. За 16 позиціями інформація є менше ніж за половину загального періоду спостережень.

Таблиця 3.1

Структура вибірки даних

Назва поля	Опис	Тип даних
Product	Порядковий номер продукту у номенклатурі	integer
Date	Період спостережень	date
Volume_sum	Обсяг угод за місяць (в грошовому вимірюванні)	float
Deals_count	Кількість угод на купівлю/продаж за місяць	float

Джерело: запропоновано автором на основі аналізу структури даних про реалізацію продукції ПрАТ ДМЗ.

Для забезпечення репрезентативності подальшого дослідження з перевірки ефективності різних моделей прогнозування, відповідно до методології дослідження необхідно обрати такі ряди даних, які характеризуються різними статистичними властивостями. Розглянемо основні статистичні характеристики вибірки даних за ознакою «Обсяг угод за місяць» для різних позицій номенклатури (табл. 3.2).

З табл. 3.2 видно, що продажі за різними позиціями номенклатури істотно відрізняються за обсягом. Однак коефіцієнт варіації (CV) для різних даних відрізняється не так сильно. За винятком явного викиду в позиції 32, коефіцієнт варіації для якої складає 128.6%, для всіх інших позицій він знаходиться в інтервалі від 21.7% до 60.7%. Причому варіація більше 38% спостерігається тільки для позицій номенклатури із відносно невеликими обсягами продажів (до 400 одиниць на місяць). Отже, для подальшого дослідження варто обрати ряди даних із коефіцієнтом варіації, що рівномірно розташовані в інтервалі $CV \in [0,21 .. 0,38]$

Таблиця 3.2

Основні статистичні характеристики вибірки даних за ознакою
«Обсяг угод за місяць»

Позиція номенклатури	Mean	Median	St.dev	Min.value	Max.value	CV
1	2474.36	2451.65	884.675	646.416	4071.98	35,8%
2	167.07	163.935	70.3206	34.4284	359.231	42,1%
3	176.434	160.846	57.1953	42.2421	360.21	32,4%
8	305.988	262.043	185.854	11.1517	849.251	60,7%
9	51.8377	43.7454	26.6987	10.9438	177.674	51,5%
15	3576.24	3474.49	829.73	2020.86	5787.38	23,2%
16	3621.05	3446.72	1209.56	1631.28	6493.46	33,4%
17	83.4226	83.1782	36.8284	24.4958	179.306	44,1%
18	642.136	632.567	143.546	299.585	1051.2	22,4%
21	132.37	133.39	46.6882	30.161	244.67	35,3%
23	260.466	267.973	88.2312	16.1696	476.742	33,9%
30	393.655	344.175	207.271	82.246	958.158	52,7%
32	22.6344	17.2441	29.112	0.717389	218.911	128,6%
35	2431.61	2437.74	817.721	393.237	4114.88	33,6%
36	693.876	691.428	173.228	297.662	1225.27	25,0%
38	444.481	407	167.413	65.08	996.9	37,7%
40	714.278	710.743	155.303	315.938	1122.69	21,7%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Далі слід звернути увагу на взаємозв'язок між показниками кількості угод (*Deals_count*) та обсягів продажу (*Volume_sum*). Показник кількості угод у попередньому періоді ми будемо використовувати як зовнішній в моделі SARIMAX, що і обумовлює необхідність його розгляду. На перший погляд виглядає достатньо тривіальною думка про те, що ці показники мають бути

тісно пов'язані між собою. Втім, результати розрахунку кореляції між ними для різних позицій номенклатури демонструють інші результати (табл. 3.3).

Таблиця 3.3

Результати розрахунку кореляції між показниками *Deals_count* та *Volume_sum* у вибірці даних

№ поз	Corr (<i>D_c</i> , <i>V_s</i>)	№ поз	Corr (<i>D_c</i> , <i>V_s</i>)	№ поз	Corr (<i>D_c</i> , <i>V_s</i>)
1	+0,717	16	-0,340	32	+0,300
2	+0,619	17	+0,584	35	+0,817
3	+0,411	18	+0,687	36	+0,569
8	+0,284	21	+0,492	38	+0,127
9	+0,274	23	+0,613	40	+0,526
15	-0,039	30	+0,643		

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Аналіз табл. 3.3 показує, що рівень кореляції між показниками *Deals_count* та *Volume_sum* варіюється в широких межах – від -0,34 до +0,817. Отже, для забезпечення репрезентативності результатів дослідження слід включити в нього ряди даних для яких $\text{Corr}(D_c, V_s)$ також варіюється в широких межах.

Таким чином, з огляду на сформульовані вище вимоги до репрезентативності даних, нами було обрано позиції номенклатури 1, 15, 16, 35, 36. Вони відповідають вимогам за варіацією, оскільки за даною характеристикою розташовані близько до країв та середини інтервалу $CV \in [0,21..0,38]$. Також вони відповідають вимогам до варіації сили зв'язку між показниками *Deals_count* та *Volume_sum* (табл. 3.3), яка охоплює діапазон від від'ємних та близьких до нуля значень (позиції 16 та 15) до найсильнішої кореляції (позиція 35).

Далі проаналізуємо дані на наявність сезонності.

Застосуванню формальних методів виявлення сезонності в даних передуює візуальний аналіз. Графік зміни обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 35 наведений на рис. 3.1.

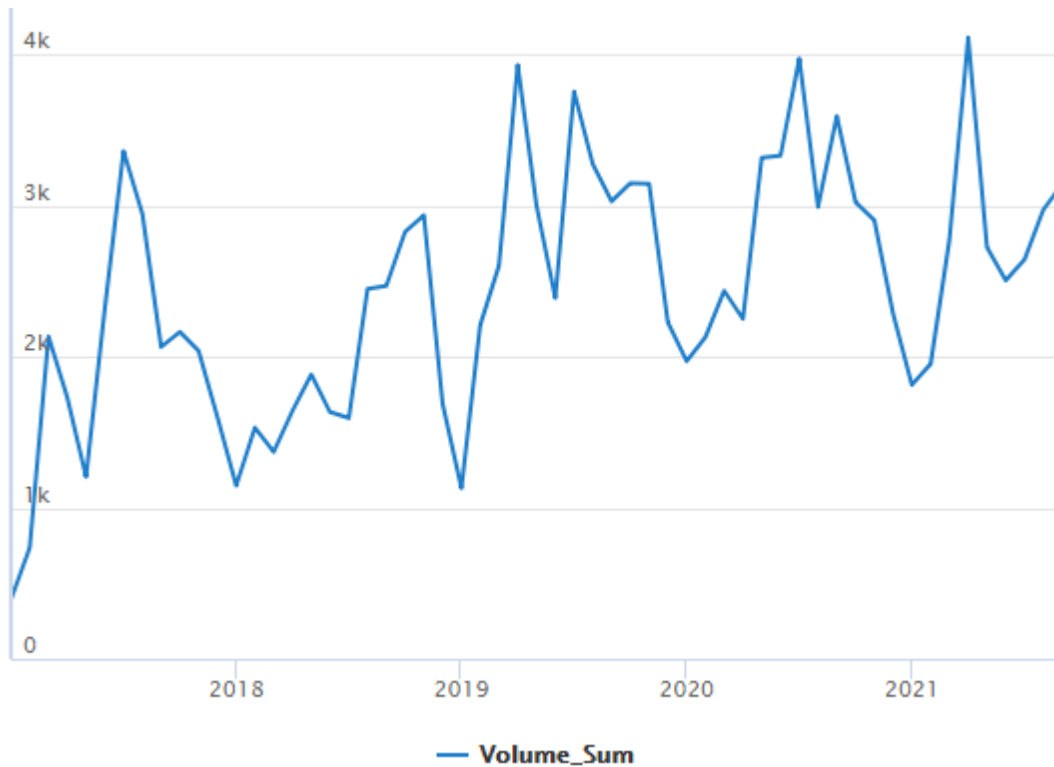


Рис. 3.1. Зміна обсягів реалізації металопродукції за позицією номенклатури

35

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Візуальний аналіз графіка на рис. 3.1 показує наявність як загального тренда на зростання обсягів реалізації так і окремих фаз збільшення та зменшення в рамках цього тренду. Періодичність зміни цих фаз вказує на ймовірність присутності сезонності в даних і дозволяє перейти до методів її виявлення через аналіз автокореляції.

Проведений аналіз показав, що ознаки сезонності зустрічаються у всіх рядах даних за обраними раніше позиціями номенклатури. Найсильніша кореляція характерна для періоду сезонності $s=12$ м. Слід також відмітити, що

за формальними ознаками для більшості позицій номенклатури значення автокореляції більше для кількості угод (*Deals_count*), ніж для обсягів продажу (*Volume_sum*). Так, для виробу 35 автокореляція за *Deals_count* дорівнює 0.42, а за обсягами продажу – 0.34. Графічно це відображено на рис. 3.2 та рис. 3.3.

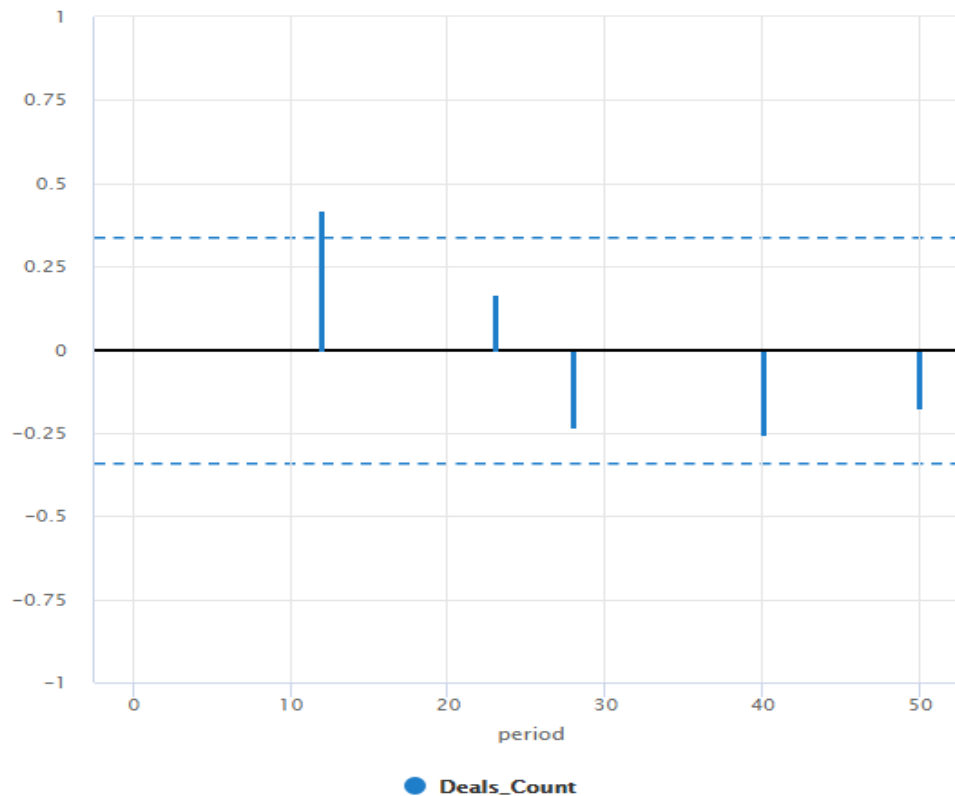


Рис. 3.2. Графік автокореляції за позицією номенклатури 35 та показником *Deals_count*

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Штрихові лінії на рис. 3.2 та 3.3 відповідають довірчому інтервалу 95%. Отже, на рівні $p=0.05$ можна прийняти гіпотезу про наявність сезонності у досліджуваних даних за позицією номенклатури 35.

За іншими позиціями номенклатури значення автокореляції відрізняються як в більшу так і в меншу сторони (максимальне дорівнює 0.55 для виробу 1), однак завжди спостерігаються. Отже ми можемо і в цілому

підтвердити наявність сезонності в даних про реалізацію металопродукції на локальному ринку.

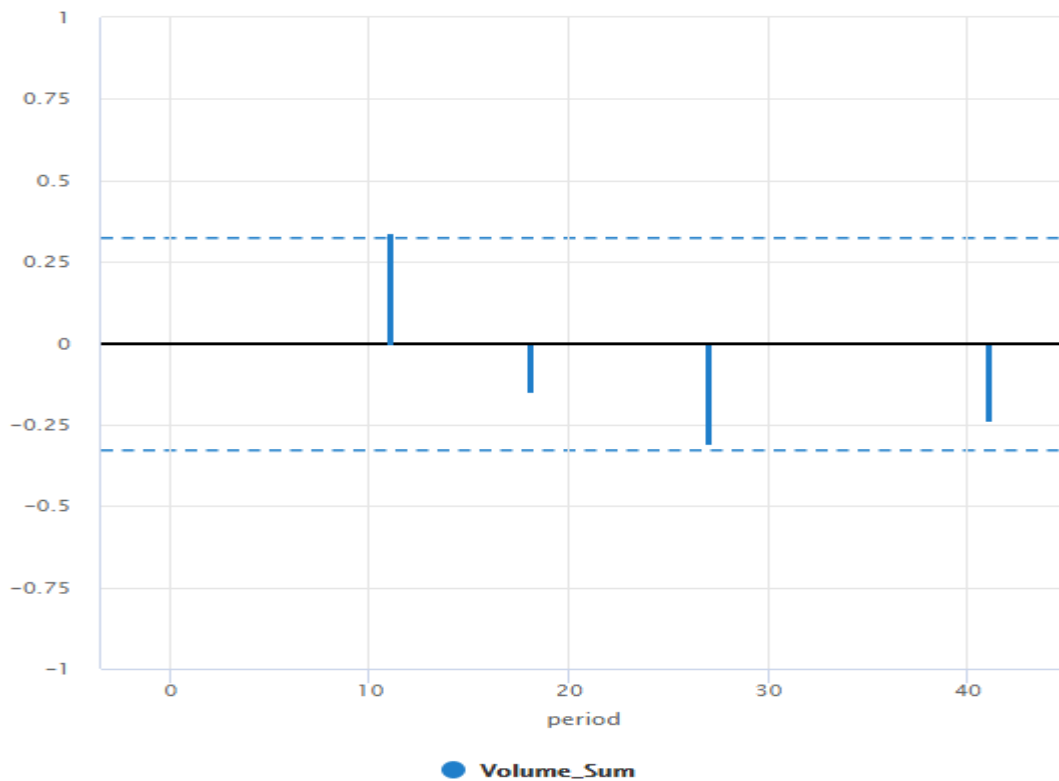


Рис. 3.3. Графік автокореляції за позицією номенклатури 35 та показником *Volume_sum*

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Наявність інформації про сезонність в даних дозволяє обґрунтувати вибір моделей для їх прогнозування. Із переліку моделей, які були розглянуті в п. 2.2, слід виключити ARIMA, яка не придатна для прогнозування сезонних змін. Отже далі розглянемо застосування таких моделей, як SMA, CSD, SARIMA, SARIMAX. Розглянемо їх послідовно.

Для оцінки ефективності використання методу SMA для прогнозування обсягів реалізації металопродукції нами було побудовано прогнозні моделі для кожного з експериментальних наборів даних та розраховано прогнозні значення протягом 9 місяців 2021 року. Ми вели розрахунки для горизонту

прогнозування $h=1$, тобто за даними попередніх періодів розраховували прогноз на 1 місяць вперед, що відповідає практиці роботи підрозділів з реалізації металопродукції. В табл. 3.4 показано результати розрахунку абсолютних та відносних помилок прогнозування за побудованими моделями.

Таблиця 3.4

Помилки прогнозування за позиціями номенклатури (наборами даних) за 9 місяців 2021 року із використанням методу прогнозування SMA(3)

Період	data_01		data_15		data_16		data_35		data_36	
	абс.	%	абс	%	абс	%	абс	%	абс	%
2021-01-01	777,06	50,5%	-570,59	-15,0%	581,07	25,7%	922,56	50,8%	239,30	53,7%
2021-02-01	-568,12	-23,2%	660,73	23,2%	6,93	0,3%	381,06	19,5%	132,21	27,4%
2021-03-01	-658,96	-26,8%	-156,14	-4,5%	-279,21	-10,8%	-758,20	-27,3%	-171,31	-23,8%
2021-04-01	-1921,75	-47,2%	-710,57	-17,4%	-852,40	-26,0%	-1933,89	-47,0%	-409,03	-42,7%
2021-05-01	-852,08	-22,2%	862,38	33,2%	526,60	23,6%	222,26	8,2%	16,55	2,4%
2021-06-01	114,52	3,4%	1352,08	66,9%	850,51	46,0%	698,80	27,9%	308,24	63,6%
2021-07-01	151,79	4,2%	131,76	4,8%	588,83	31,6%	470,62	17,8%	110,95	18,4%
2021-08-01	451,65	14,4%	-392,36	-13,8%	109,68	5,9%	-348,61	-11,7%	26,01	4,6%
2021-09-01	-660,89	-16,4%	-578,90	-18,5%	-458,75	-19,8%	-432,98	-13,8%	-189,75	-25,5%
max $ \Delta $, %		50,5%		66,9%		46,0%		50,8%		63,6%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Аналіз табл. 3.4 показує наявність як доволі точних прогнозів так і великих помилок у прогнозуванні. Для узагальненої оцінки ефективності методу прогнозування SMA та для забезпечення можливості порівняння результатів із іншими моделями розрахуємо значення метрики MAPE для різних періодів усереднення (останні 3 місяці, останні 6 місяців, останні 9 місяців та весь наявний діапазон даних). Також додатково наведено найбільшу відносну помилку за аналізований період (9 місяців 2021 року). Результати розрахунків наведено в табл. 3.5.

Таблиця 3.5

Узагальнені оцінки точності прогнозування за позиціями номенклатури (наборами даних) із використанням методу прогнозування SMA

Метрика	data_01	data_15	data_16	data_35	data_36
MAPE(9m)	23,1%	21,9%	21,1%	24,9%	29,1%
MAPE(6m)	18,0%	25,8%	25,5%	21,1%	26,2%
MAPE(3m)	11,7%	12,3%	19,1%	14,4%	16,1%
MAPE(all)	26,0%	18,4%	26,2%	24,9%	21,5%
max Δ(% , 9)	50,5%	66,9%	46,0%	50,8%	63,6%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Як видно з аналізу табл. 3.5, метод SMA має різну ефективність для різних позицій номенклатури. Крім того точність прогнозування істотно змінюється в різні періоди спостережень. Так, практично за кожним з проаналізованих наборів даних протягом 9 місяців спостережень модель видавала як дуже точні прогнози (менше ніж 5% відхилення від реальних значень) так і припускала помилки понад 50%. Як вже зазначалося, такі помилки є неминучими, оскільки на ринковий попит впливають також випадкові зовнішні фактори, які не піддаються формальному прогнозуванню. Крім того, порівняно невисока ефективність методу SMA пояснюється тим, що він не містить спеціальних компонентів для врахування сезонних змін.

Отже далі розглянемо застосування методів, що орієнтовані на врахування сезонності. Розпочнемо аналіз із моделі сезонної декомпозиції, яка заснована на рухомих середніх (CSD). Робота з моделлю починається із вибору між адитивною та мультиплікативною моделями сезонності.

Візуальний аналіз графіків за позиціями номенклатури не виявив явних ознак, які б дозволили обґрунтувати перевагу однієї моделі над іншою. Тому варто перейти до кількісного аналізу через порівняння залишків в обох

моделях. Результати такого аналізу для досліджуваних даних наведено в табл.3.6.

Таблиця 3.6

Результати порівняння адитивної та мультиплікативної моделей сезонної декомпозиції для обсягів реалізації металопродукції

Набір даних	Стандартне відхилення відносних залишків		Висновок (краща модель)
	Адитивна модель	Мультиплікативна модель	
data_01	0.2070	0.1824	Мультиплікативна
data_15	0.1617	0.1524	Мультиплікативна
data_16	0.2490	0.2170	Мультиплікативна
data_35	0.1671	0.1419	Мультиплікативна
data_36	0.1578	0.1595	Адитивна

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Із аналізу табл. 3.6 можна зробити висновок, що в більшості випадків кращою виявляється мультиплікативна модель сезонної декомпозиції. Лише в одному випадку, для позиції номенклатури за номером 36, стандартне відхилення залишків формально було на користь адитивної моделі. Однак різниця оцінок стандартних відхилень за цією позицією складає лише 0.0017, що фактично свідчить про однакову якість обох моделей в цьому випадку. Отже, для подальших досліджень ми будемо використовувати мультиплікативну модель.

Розглянемо алгоритм синтезу та використання моделі CSD на прикладі ряду даних для позиції номенклатури 01. Графік ряду показаний на рис. 3.4.

Алгоритм побудови моделі класичної сезонної декомпозиції в контексті прогнозування обсягів реалізації металопродукції на локальних ринках виглядає наступним чином:

1. Виділення тренду (T). Для всього ряду розраховується центрована рухома середня (centered moving average, CMA) із порядком, який дорівнює

порядку сезонності. На відміну від SMA, СМА для кожної точки ряду, де вона розраховується, бере до уваги однакову кількість спостережень яку з минулого, так і з майбутнього. Отже, СМА представляє собою усереднене значення між минулими та майбутніми значеннями ряду і тому, на відміну від SMA, для неї відсутній ефект запізнення. Графік тренду, який побудований таким чином для позиції номенклатури 01 показано на рис. 3.5.

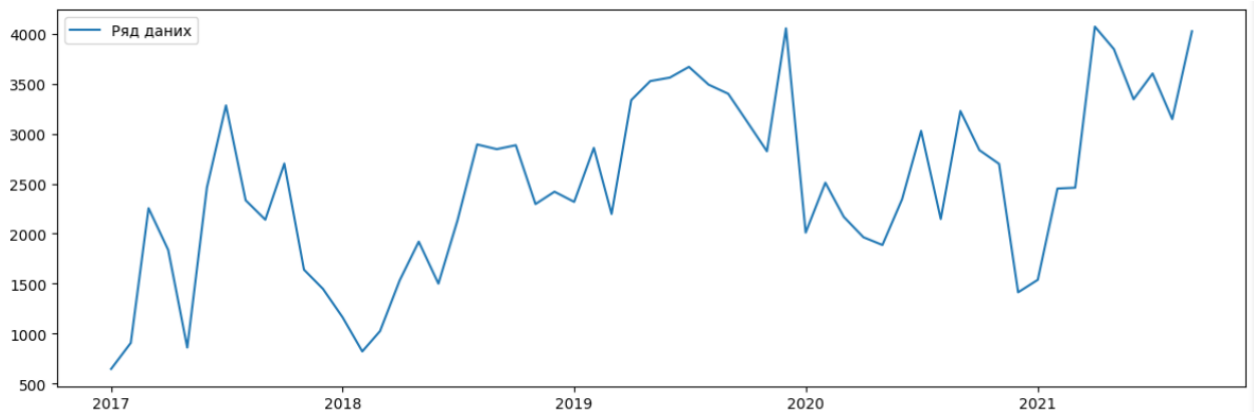


Рис. 3.4. Зміна обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 01
Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

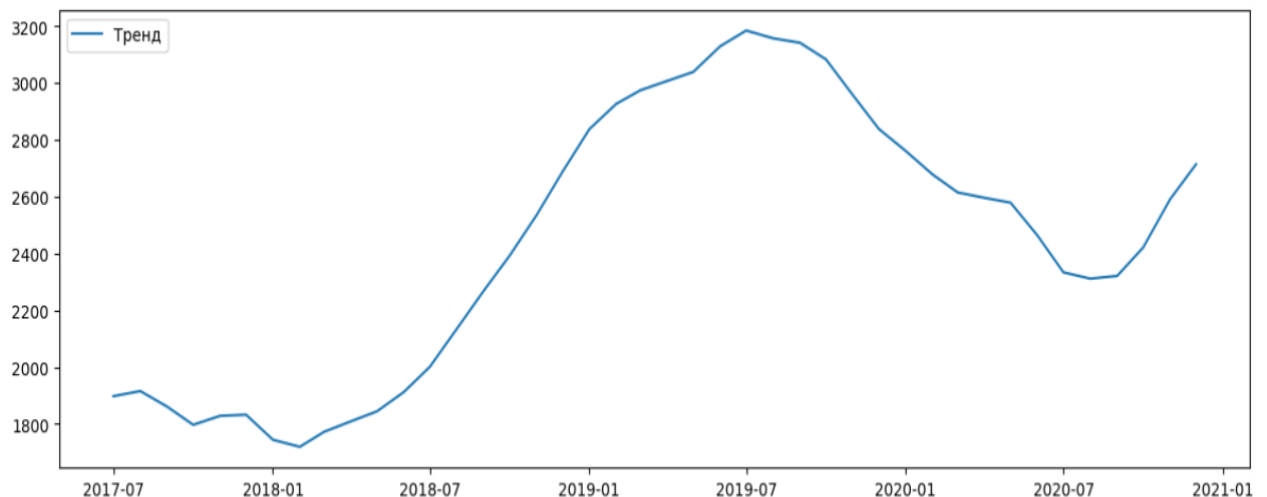


Рис. 3.5. Графік тренду сезонної моделі за позицією номенклатури 01
Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Можна побачити, що наведений графік тренду коротший за графік ряду даних (рис. 3.4). Це пов'язано із проблемою неможливості прямого розрахунку тренду для перших та останніх $n/2$ елементів ряду. Тому при прогнозуванні береться або останнє валідне значення, або виконується екстраполяція тренду із використанням регресійних моделей.

2. Виділення сезонної компоненти (S). Головна мета цього етапу – виявити, на скільки у середньому відхиляються фактичні значення від тренда у кожному з місяців. Для цього спочатку необхідно відняти від фактичних спостережень значення тренда, тим самим привівши ряд до стаціонарності. Потім дані групуються по місяцях. Далі для кожного місяця розраховується середнє значення, яке і враховується далі, як сезонна компонента. Отже виділення сезонної компоненти – це розрахунок n значень. Графік сезонної компоненти мультиплікативної моделі для позиції номенклатури 01 наведено на рис. 3.6.

Аналіз графіку на рис. 3.6 показує, що ряд даних, який аналізується, дійсно змінюється під впливом значних сезонних коливань.

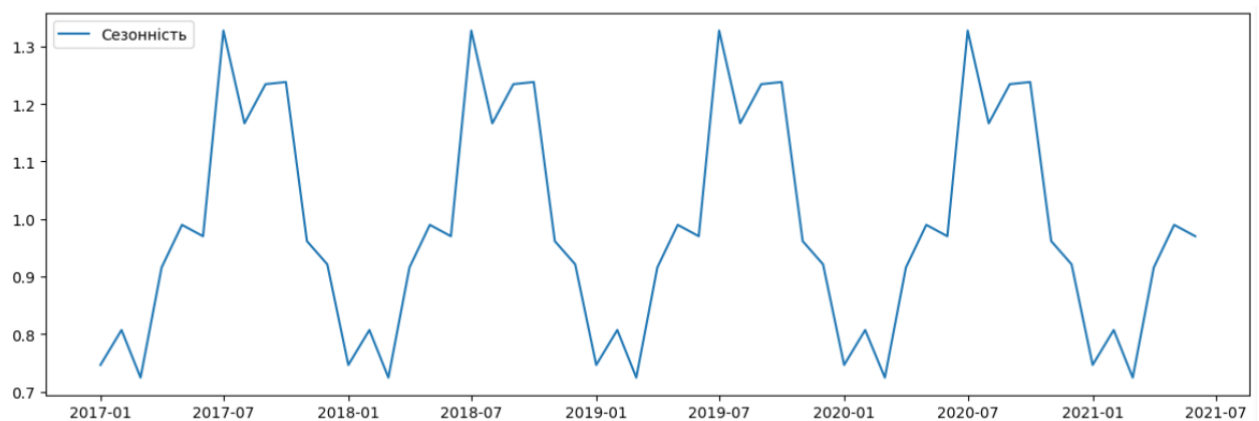


Рис. 3.6. Графік сезонної компоненти мультиплікативної моделі за позицією номенклатури 01

Джерело: Розраховано автором на основі анонімованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

3. Виділення нерегулярної компоненти (R). Нерегулярна компонента розраховується як залишок від тренду та сезонності. Наприклад, для адитивної моделі: $R=Y-T-S$. Графік нерегулярної компоненти мультиплікативної моделі для позиції номенклатури 01 наведено на рис. 3.7.

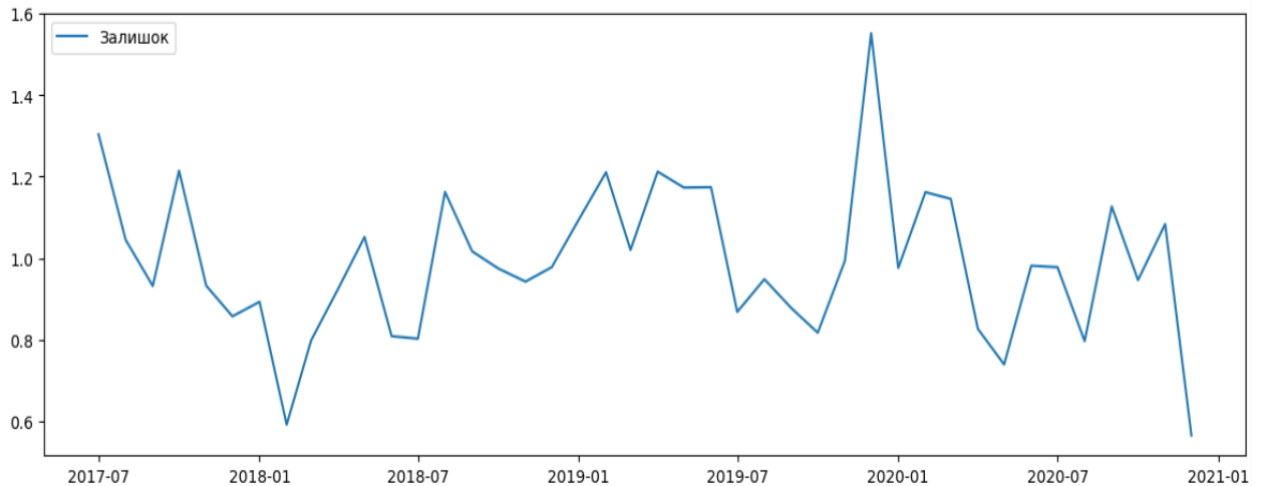


Рис. 3.7. Графік нерегулярної компоненти мультиплікативної моделі сезонності за позицією номенклатури 01

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Аналіз нерегулярної компоненти за графіком її зміни дозволяє виділити моменти сильних зовнішніх впливів на досліджуваний процес. Так на рис. 3.7 це лютий 2018, грудень 2019 та кінець 2020 років. Додатковий аналіз зовнішніх факторів за ці часи може надати корисну для вдосконалення прогнозної моделі інформацію.

В базовому варіанті моделі сезонності нерегулярна компонента вважається випадковим шумом та не використовується при прогнозуванні. В ряді випадків додатковий аналіз та моделювання змін нерегулярної компоненти дозволяє покращити загальний прогноз, але для цього потрібні більш довгі спостереження, ніж в нашій задачі.

4. Використання моделі. В моделі сезонності при прогнозуванні кожна компонента прогнозується окремо, після чого вони з'єднуються разом. Як вже

зазначалось базова модель сезонності вважає нерегулярну компоненту за шум, який неможливо передбачити, тому в адитивній моделі при прогнозуванні $R:=0$, а в мультиплікативній $R:=1$. На рис. 3.8 показаний графік прогнозу обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 01.

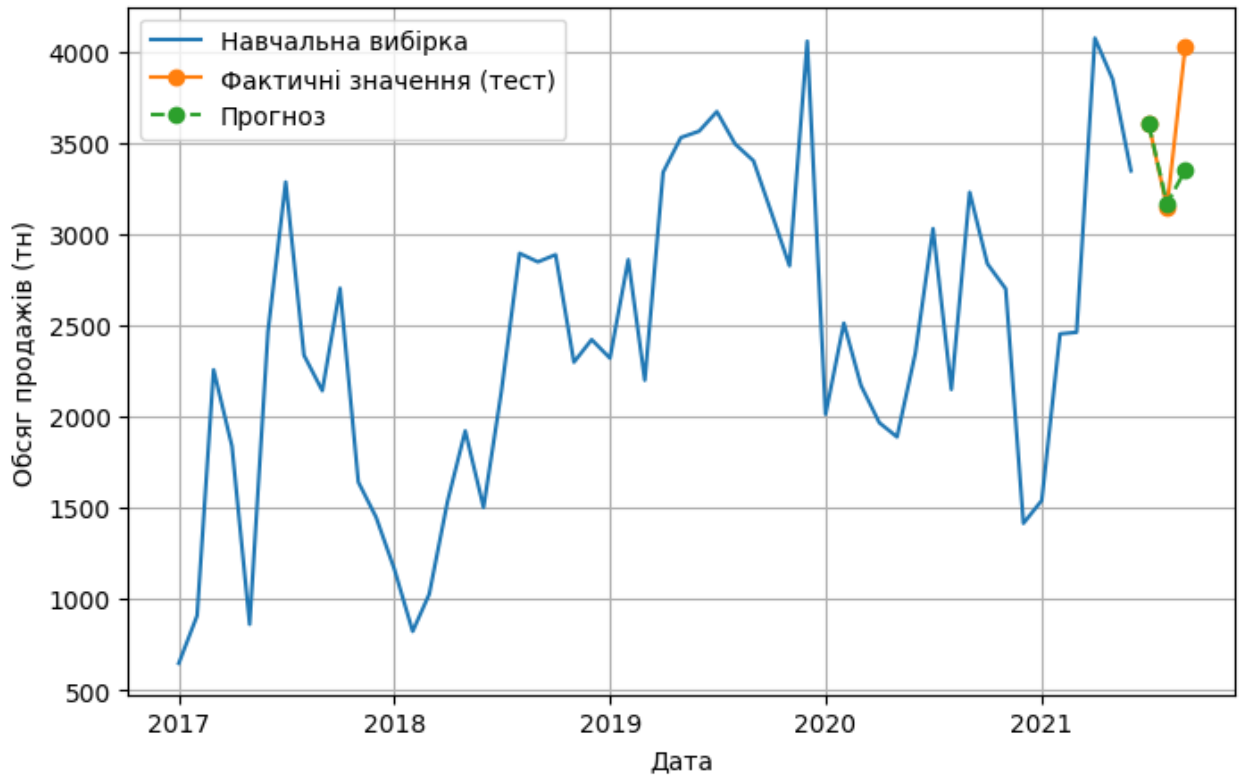


Рис. 3.8. Модель CSD. Прогноз обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 01

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Хоча в цьому дослідженні ми використовуємо горизонт прогнозування $h=1$, на рис. 3.8 для ілюстрації потенціалу цього методу прогнозування наведений прогноз на 3 точки вперед. З графіку видно, що в даному випадку модель дуже точно спрогнозувала реалізацію продукції на 2 місяці вперед і помилилася лише з оцінкою обсягів реалізації через 3 місяці. Втім така ефективність спостерігається не для всіх рядів даних.

В табл. 3.7 показано результати розрахунку абсолютних та відносних помилок прогнозування для обраних рядів даних за моделями сезонної декомпозиції.

Таблиця 3.7

Помилки прогнозування за позиціями номенклатури (наборами даних) за 9 місяців 2021 року із використанням моделей сезонної декомпозиції

Період	data_01		data_15		data_16		data_35		data_36	
	абс.	%	абс	%	абс	%	абс	%	абс	%
2021-01-01	278,15	18,1%	-877,41	-23,1%	1138,94	50,4%	-166,84	-9,2%	48,15	10,8%
2021-02-01	-589,76	-24,1%	381,26	13,4%	-188,35	-7,8%	336,41	17,2%	64,06	13,3%
2021-03-01	-794,64	-32,3%	-380,18	-11,0%	650,73	25,2%	-351,03	-12,6%	-153,36	-21,3%
2021-04-01	-1967,55	-48,3%	-648,35	-15,9%	-83,65	-2,6%	-1195,71	-29,1%	-298,05	-31,1%
2021-05-01	-1470,80	-38,2%	656,36	25,3%	422,04	18,9%	419,03	15,4%	-44,45	-6,3%
2021-06-01	-860,03	-25,7%	885,34	43,8%	1038,60	56,2%	335,86	13,4%	285,49	58,9%
2021-07-01	-1,37	0,0%	347,24	12,6%	1058,10	56,8%	1202,36	45,5%	201,55	33,4%
2021-08-01	106,95	3,4%	685,64	24,0%	1340,16	71,6%	496,40	16,7%	149,20	26,1%
2021-09-01	-505,96	-12,6%	-421,25	-13,5%	-44,38	-1,9%	21,18	0,7%	9,28	1,2%
max $ \Delta $, %		48,3%		43,8%		71,6%		45,5%		58,9%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Оцінки ефективності моделей CSD, які розраховані на основі метрики MAPE для різних періодів усереднення, а також найбільша відносна помилка за аналізований період наведені в табл. 3.8.

Таблиця 3.8

Узагальнені оцінки точності прогнозування за позиціями номенклатури із використанням моделей CSD

Метрика	data_01	data_15	data_16	data_35	data_36
MAPE (9m)	22,5%	20,3%	32,4%	17,7%	22,5%
MAPE (6m)	21,4%	22,5%	34,6%	20,1%	26,2%
MAPE (3m)	5,3%	16,7%	43,4%	20,9%	20,2%
max Δ (%, 9)	48,3%	43,8%	56,8%	45,5%	58,9%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Порівняння даних у табл. 3.7-3.8 із табл. 3.4-3.5 показує, що в цілому моделі сезонної декомпозиції краще прогнозують зміни обсягів реалізації продукції, але за позицією номенклатури 16 отримані результати виявилися гіршими, ніж при використанні методу SMA(3). Варто відмітити, що ряд *data_16* має аномальні, у порівнянні з іншими рядами даних у вибірці, характеристики. Так, за даними табл. 3.3 для нього характерна від'ємна кореляція -0.34 між показниками *Deals_count* та *Volume_sum*, тоді як для більшості рядів кореляція позитивна. Крім того саме для цього ряду ознаки сезонності найменш виражені. Так, додатковий аналіз показав, що графік сезонної компоненти ряду *data_16* містить лише слабо виражені сезонні коливання (рис. 3.9).

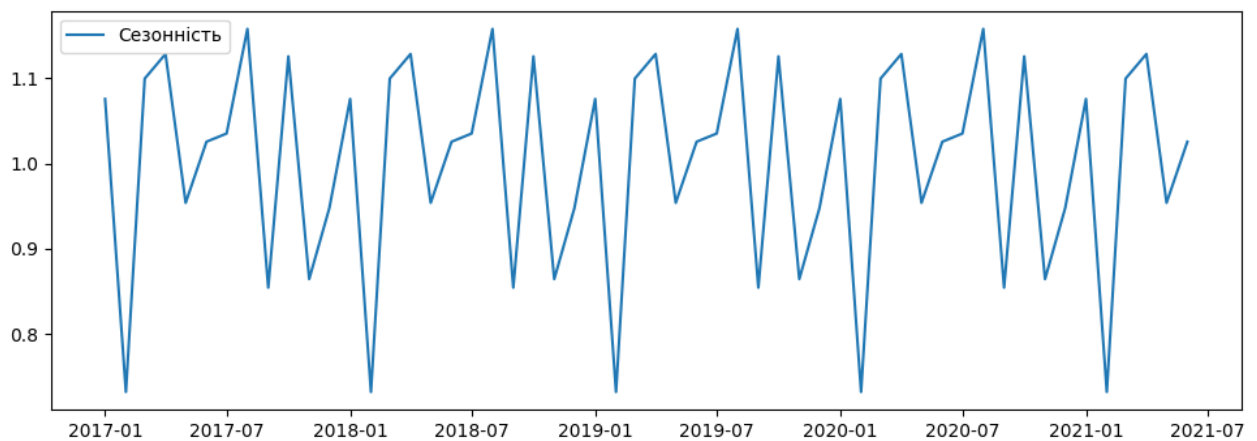


Рис. 3.9. Графік сезонної компоненти мультиплікативної моделі за позицією номенклатури 16

Джерело: Розраховано автором на основі анонімованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Скоріше за все це обумовлено особливостями попиту на конкретний металевий продукт.

Далі розглянемо використання моделі SARIMA. У порівнянні із моделями SMA та CSD, які було розглянуто вище, дана модель дозволяє більш ефективно прогнозувати віддалені у часі значення. Зазначена особливість не

використовується в рамках даного дослідження, але може стати додатковим аргументом на користь вибору даної моделі для практичного застосування. Так, на рис. 3.10 наведено прогноз обсягів реалізації продукції на 6 місяців вперед.

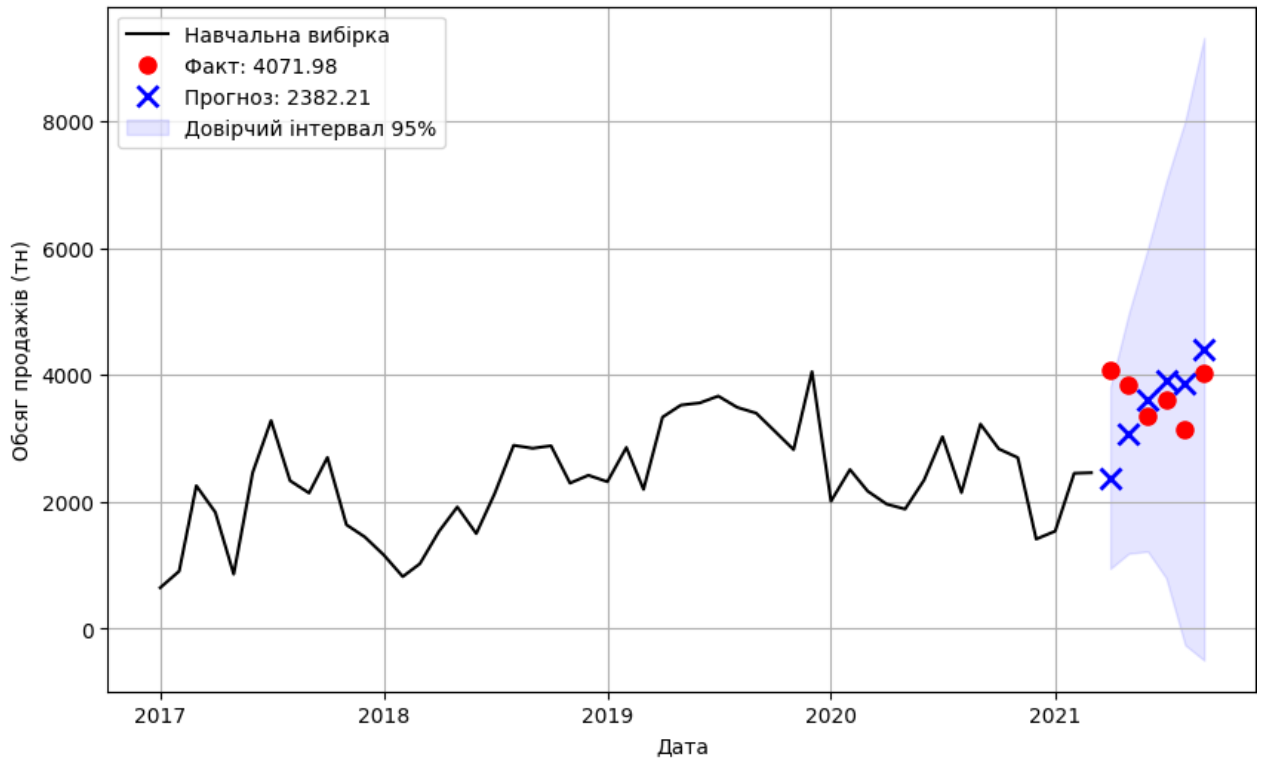


Рис. 3.10. Модель SARIMA. Прогноз обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 01

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

З рис. 3.10 видно, що незважаючи на такий далекий горизонт, модель доволі точно спрогнозувала навіть віддалені у часі результати. Так, помилка у визначенні обсягів реалізації продукції через 6 місяців склала менше 10%. Разом із тим, помилки на коротких горизонтах прогнозування можуть бути достатньо великими.

В табл. 3.9 показано результати розрахунку абсолютних та відносних помилок прогнозування для обраних рядів даних за моделями SARIMA.

Таблиця 3.9

Помилки прогнозування за позиціями номенклатури (наборами даних) за 9 місяців 2021 року із використанням моделей SARIMA

Період	data_01		data_15		data_16		data_35		data_36	
	абс.	%	абс	%	абс	%	абс	%	абс	%
2021-01-01	35,57	2,3%	-570,46	-15,0%	1638,74	72,6%	72,27	4,0%	110,02	24,7%
2021-02-01	-795,22	-32,4%	1037,91	36,5%	-1383,75	-57,1%	685,55	35,1%	80,02	16,6%
2021-03-01	-1134,22	-46,1%	-363,24	-10,5%	157,20	6,1%	-539,59	-19,4%	-118,31	-16,5%
2021-04-01	-1689,77	-41,5%	-171,44	-4,2%	-269,31	-8,2%	-851,57	-20,7%	-242,78	-25,3%
2021-05-01	-587,83	-15,3%	1037,63	40,0%	122,88	5,5%	346,25	12,7%	139,78	19,9%
2021-06-01	773,98	23,1%	493,84	24,4%	131,03	7,1%	52,39	2,1%	263,56	54,4%
2021-07-01	587,33	16,3%	-340,77	-12,3%	-65,27	-3,5%	898,91	34,0%	79,95	13,2%
2021-08-01	735,39	23,4%	151,25	5,3%	696,40	37,2%	406,26	13,7%	173,13	30,3%
2021-09-01	-1188,92	-29,5%	-628,35	-20,1%	-589,87	-25,4%	-180,83	-5,8%	-67,31	-9,1%
max Δ , %		46,1%		40,0%		72,6%		35,1%		54,4%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Оцінки ефективності моделей SARIMA, які розраховані на основі метрики MAPE для різних періодів усереднення, а також найбільша відносна помилка за аналізований період наведені в табл. 3.10.

Таблиця 3.10

Узагальнені оцінки точності прогнозування за позиціями номенклатури із використанням моделей SARIMA

Метрика	data_01	data_15	data_16	data_35	data_36
MAPE (9m)	25,6%	18,7%	24,7%	16,4%	23,3%
MAPE (6m)	24,9%	17,7%	14,5%	14,8%	25,4%
MAPE (3m)	23,1%	12,6%	22,0%	17,8%	17,5%
max Δ(%, 9)	46,1%	40,0%	72,6%	35,1%	54,4%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Порівняння табл. 3.9-3.10 із аналогічними результатами розглянутих раніше моделей і методів дозволяє зробити висновок, що за більшістю позицій номенклатури спостерігається зменшення помилок прогнозування. Зокрема, використання моделі SARIMA дозволило достатньо ефективно прогнозувати результати реалізації продукції за позицією номенклатури 16, яка раніше визвала проблеми у методу декомпозиції сезонності. Деяке погіршення результатів спостерігається тільки за позицією 01.

Як було зазначено раніше, покращення якості прогнозування може бути досягнуто через зниження невизначеності за рахунок додавання в модель прогнозування часових рядів зовнішньої (екзогенної) інформації. Розглянемо ефективність такого підходу на основі моделі SARIMAX.

В наборах даних, що було сформовано раніше (див. табл. 3.1) разом із змінною *Volume_sum* (обсяг угод за місяць), яку необхідно прогнозувати і яка виступає в моделях аналізу часових рядів як ендогенна, присутня також змінна *Deals_count* (кількість угод на купівлю/продаж за місяць), яка по відношенню до *Volume_sum* є екзогенною.

Результати розрахунку абсолютних та відносних помилок прогнозування для обраних рядів даних за моделями SARIMAX показано в табл. 3.11.

Оцінки ефективності моделей SARIMAX, які розраховані на основі метрики MAPE для різних періодів усереднення, а також найбільша відносна помилка за аналізований період наведені в табл. 3.12.

З аналізу наведених результатів слід зазначити, що за винятком аномальної похибки на даних за позицією номенклатури 36, результати даної моделі кращі за попередні.

Для підведення підсумку та порівняння різних моделей прогнозування динаміки реалізації металопродукції на локальних ринках побудуємо узагальнюючу таблицю із результатами дослідження (табл. 3.13).

Таблиця 3.11

Помилки прогнозування за позиціями номенклатури (наборами даних) за 9 місяців 2021 року із використанням моделей SARIMAX

Період	data_01		data_15		data_16		data_35		data_36	
	абс.	%	абс	%	абс	%	абс	%	абс	%
2021-01-01	-678,43	-44,1%	-787,81	-20,7%	1375,68	60,9%	-487,93	-26,9%	24,68	5,5%
2021-02-01	-1279,62	-52,2%	908,09	31,9%	-970,39	-40,0%	190,05	9,7%	75,71	15,7%
2021-03-01	-1288,68	-52,4%	-66,31	-1,9%	711,75	27,5%	-47,18	-1,7%	3,92	0,5%
2021-04-01	-822,82	-20,2%	171,08	4,2%	103,96	3,2%	-302,67	-7,4%	-231,43	-24,2%
2021-05-01	13,68	0,4%	991,60	38,2%	-782,74	-35,0%	352,74	12,9%	40,95	5,8%
2021-06-01	722,81	21,6%	534,72	26,5%	-359,86	-19,5%	489,75	19,5%	497,89	102,7%
2021-07-01	227,71	6,3%	-349,07	-12,6%	-204,10	-11,0%	905,59	34,2%	201,92	33,4%
2021-08-01	463,33	14,7%	-45,66	-1,6%	357,69	19,1%	12,01	0,4%	-4,61	-0,8%
2021-09-01	-993,06	-24,7%	-589,20	-18,9%	-371,32	-16,0%	-38,40	-1,2%	-37,64	-5,1%
max Δ , %		52,4%		38,2%		60,9%		34,2%		102,7%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Таблиця 3.12

Узагальнені оцінки точності прогнозування за позиціями номенклатури із використанням моделей SARIMAX

Метрика	data_01	data_15	data_16	data_35	data_36
MAPE (9m)	26,3%	17,4%	25,8%	12,7%	21,5%
MAPE (6m)	14,6%	17,0%	17,3%	12,6%	28,7%
MAPE (3m)	15,2%	11,0%	15,4%	12,0%	13,1%
max Δ(%, 9)	52,4%	38,2%	60,9%	34,2%	102,7%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Аналіз табл. 3.13 показує що жодна модель не показала абсолютно кращі результати на всіх рядах даних та часових інтервалах. Втім якщо узагальнити

результати всіх експериментів, то видно, що більш складні моделі демонструють кращу ефективність прогнозування.

Таблиця 3.13

Результати прогнозування динаміки реалізації металопродукції на локальних ринках різними моделями

Модель прогнозу	Метрика	Результати за наборами даних					ср. знач
		data_01	data_15	data_16	data_35	data_36	
SMA(3)	MAPE(9m)	0,2313	0,2193	0,2107	0,2489	0,2911	0,2403
	MAPE(6m)	0,1796	0,2577	0,2547	0,2105	0,2618	0,2329
	MAPE(3m)	0,1166	0,1235	0,1907	0,1443	0,1615	0,1473
	Sum rel(3m)	-0,0053	-0,0960	0,0396	-0,0355	-0,0275	-0,0250
	max rel Δ (9m)	0,5050	0,6691	0,4602	0,5084	0,6357	0,5557
CSD	MAPE(9m)	0,2252	0,2029	0,3236	0,1775	0,2250	0,2308
	MAPE(6m)	0,2138	0,2252	0,3465	0,2011	0,2617	0,2496
	MAPE(3m)	0,0534	0,1669	0,4342	0,2094	0,2024	0,2132
	Sum rel(3m)	-0,0372	0,0700	0,3886	0,1963	0,1876	0,1611
	max rel Δ (9m)	0,4832	0,4381	0,7158	0,4546	0,5888	0,5065
SARIMA	MAPE(9m)	0,2555	0,1871	0,2474	0,1638	0,2332	0,2174
	MAPE(6m)	0,2485	0,1773	0,1449	0,1481	0,2536	0,1945
	MAPE(3m)	0,2307	0,1258	0,2204	0,1780	0,1753	0,1860
	Sum rel(3m)	0,0124	-0,0936	0,0068	0,1283	0,0968	0,0302
	max rel Δ (9m)	0,4610	0,4001	0,7258	0,3510	0,5436	0,4963
SARIMAX	MAPE(9m)	0,2628	0,1739	0,2580	0,1267	0,2153	0,2074
	MAPE(6m)	0,1465	0,1699	0,1729	0,1262	0,2866	0,1804
	MAPE(3m)	0,1524	0,1103	0,1535	0,1195	0,1309	0,1333
	Sum rel(3m)	-0,0280	-0,1126	-0,0359	0,1004	0,0832	0,0014
	max rel Δ (9m)	0,5238	0,3823	0,6093	0,3424	1,0269	0,5769

Джерело: Розраховано автором на основі анонімованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Найкращі результати в цілому показала модель SARIMAX. Враховуючи, що використана нами модель має значні резерви для збільшення точності (зокрема за рахунок вдосконалення методів прогнозування екзогенних змінних), саме її слід вважати за оптимальний вибір для прогнозування реалізації металопродукції.

Разом із тим слід відмітити, що інші моделі також мають свою сферу застосування в рамках поставленої задачі. Розглянемо їх.

Модель SMA є найпростішою у використанні. Її безумовною перевагою є мінімальні вимоги до вибірки даних. Достатньо накопити спостереження лише за 3 місяці для того щоб розпочати її використовувати. Причому в наших експериментах модель SMA, при коротких горизонтах прогнозування, у середньому лише на 15%-20% поступається за точністю моделі SARIMAX. Отже сферою застосування даної моделі слід вважати нові номенклатури продукції та короткі горизонти прогнозування.

Модель CSD ефективно працює із рядами даних, де явно виражена сезонність. Тому вона є менш універсальною, ніж всі інші моделі з розглянутих і вимагає для ефективного використання попереднього аналізу даних на наявність сезонності. Але якщо для певної позиції номенклатури характерні явно виражені сезонні коливання попиту, то модель CSD дозволить отримати дуже точні прогнози, причому не тільки на короткому, а й на середньому горизонті. В порівнянні із іншими моделями, які було розглянуто, CSD також має кращу інтерпретованість, оскільки надає більше додаткової інформації для розуміння природи коливань попиту, явно виділяючи трендову і сезонну компоненти. Отже сферою її застосування слід вважати аналіз компонентів попиту на металопродукцію з явно вираженою сезонністю в обсягах реалізації. Модель може використовуватися для прогнозування на короткі і середні терміни в стабільних умовах ведення господарської діяльності.

Моделі SARIMA та SARIMAX є найбільш сучасними, складними у реалізації, але й найбільш ефективними. Методи автоматичного підбору параметрів моделі, які реалізуються у сучасному програмному забезпеченні, дозволяють спростити процес синтезу моделі до рівня більш простих SMA та CSD. За умов наявності спостережень за достатній період (еквівалентний досліджуваному, або більший) моделі SARIMA та SARIMAX здатні забезпечити високу точність прогнозування як на короткий так і на середній

термін, причому як для рядів із явно вираженою сезонністю так і майже без неї. Можливість урахування екзогенних змінних в моделі SARIMAX додатково розширює її функціональність та підвищує точність. Отже за наявності достатнього обсягу даних варто використовувати саме ці моделі. Крім короткострокових прогнозів вони дозволяють ефективно і точно прогнозувати попит на металопродукцію і на віддалених горизонтах (в експериментах – до 9 місяців).

Слід зазначити, що дані результати отримано в умовах порівняно стабільного зовнішнього середовища. Але із початком повномасштабного воєнного вторгнення характер функціонування локальних ринків металопродукції суттєво змінився. Порушення логістичних ланцюгів, втрата значної частини видобувних та виробничих потужностей, різкі коливання попиту, зміна структури споживання продукції та високий рівень невизначеності призвели до появи додаткових факторів, які істотно впливають на динаміку реалізації продукції. За таких умов ефективність класичних моделей прогнозування, побудованих на припущенні відносної стабільності часових рядів, може змінюватися. Це обумовлює необхідність окремого дослідження роботи розглянутих моделей прогнозування в умовах кризових структурних змін ринку та підвищеної турбулентності зовнішнього середовища.

На рис. 3.11 показано динаміку зміни обсягів реалізації продукції за однією з розглянутих вище позицій в період, який охоплює 2022 та 2023 роки.

Наведений графік свідчить про різке падіння обсягів реалізації на початку 2022 року, яке потім поступово відновлюється, але так і не досягає довоєнних значень. Схожа картина спостерігається і за іншими позиціями металевої продукції. Огляд ринку металоконструкцій, опублікований в [22] свідчить про те, що схожа тенденція характерна для всього металевого ринку України в даний період.



Рис. 3.11. Зміна обсягів реалізації продукції за позицією номенклатури 01 у 2017-2023 рр.

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Розглянемо результати застосування проаналізованих вище методів для прогнозування обсягів реалізації металевої продукції в останні 9 місяців 2023 року на основі даних 2017-2023 рр. (табл. 3.14)

Аналіз табл. 3.14 дозволяє визначити, що метод прогнозування SARIMAX, як і в попередніх експериментах, дозволив отримати найменшу помилку. Трохи поступається йому метод SARIMA, що також відповідає раніше отриманим результатам. А ось точність методу сезонної декомпозиції CSD виявилася в даних умовах набагато гіршою, ніж у простої рухомої середньої (SMA). Крім того, аналіз значень Sum rel(3m) показує, що тільки прогнози моделей SARIMA та SARIMAX не містять асиметрії, тоді як прогноз на основі CSD систематично виявляється нижче реальних значень, а прогноз на основі SMA – навпаки вище за них.

Таблиця 3.14

Результати прогнозування динаміки реалізації металопродукції
в квітні-грудні 2023р. на локальних ринках

Модель прогнозу	Метрика	Результати за наборами даних					ср. знач
		data_01	data_15	data_16	data_35	data_36	
SMA(3)	MAPE(9m)	0,1539	0,1193	0,1742	0,2142	0,1621	0,1647
	MAPE(6m)	0,1016	0,1257	0,2032	0,2088	0,1444	0,1567
	MAPE(3m)	0,0808	0,1335	0,3037	0,2670	0,1703	0,1911
	Sum rel(3m)	-0,0474	-0,0633	0,2762	0,2465	0,1319	0,1088
	max rel Δ(9m)	0,4519	0,2598	0,5416	0,4656	0,4971	0,4432
CSD	MAPE(9m)	0,3104	0,3133	0,3125	0,2779	0,2972	0,3023
	MAPE(6m)	0,2489	0,2816	0,2582	0,2056	0,2411	0,2471
	MAPE(3m)	0,2630	0,2519	0,1521	0,0970	0,1496	0,1827
	Sum rel(3m)	-0,2637	-0,2600	-0,0184	-0,1009	-0,1578	-0,1602
	max rel Δ(9m)	0,4968	0,3995	0,4490	0,4453	0,4555	0,4492
SARIMA	MAPE(9m)	0,0971	0,1292	0,2105	0,1311	0,1609	0,1457
	MAPE(6m)	0,1214	0,0774	0,1908	0,1175	0,1082	0,1231
	MAPE(3m)	0,1466	0,0862	0,2297	0,1990	0,1102	0,1543
	Sum rel(3m)	-0,1106	0,0032	0,1753	0,0205	0,0372	0,0251
	max rel Δ(9m)	0,1693	0,3085	0,4486	0,1612	0,3559	0,2887
SARIMAX	MAPE(9m)	0,0898	0,1082	0,1447	0,0652	0,1327	0,1081
	MAPE(6m)	0,1030	0,0989	0,1715	0,0752	0,1127	0,1123
	MAPE(3m)	0,1061	0,1131	0,2020	0,1116	0,1075	0,1280
	Sum rel(3m)	-0,0710	-0,0318	0,1611	-0,0019	-0,0427	0,0028
	max rel Δ(9m)	0,1655	0,1994	0,2618	0,0806	0,3023	0,2019

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Слід зазначити, що у порівнянні з раніше отриманими результатами (табл. 3.13) якість прогнозування більшості моделей (за винятком CSD) в розглянутому періоді (останні 9 місяців 2023 року) навіть зросла. Це можна пояснити тим, що в цей час спостерігалася відносна стабілізація ринку, який хоча і скоротився, але був більш надійно забезпечений державними замовленнями. Тому далі розглянемо результати прогнозування реалізації металопродукції в найбільш турбулентному 2022 році. В табл. 3.15 наведено

фактичні обсяги щомісячної реалізації продукції за позицією номенклатури 01 та відповідні прогнози, виконані із використанням розглянутих в дослідженні моделей. В табл. 3.16 наведено результати аналогічних досліджень за позицією номенклатури 15.

Аналіз результатів прогнозування, наведених в табл. 3.15 та 3.16 показує, що середньорічна точність прогнозування за метрикою MAPE для методів SMA, SARIMA та SARIMAX є приблизно однаковою, незважаючи на те, що обчислювальна складність моделі SMA є набагато меншою за інших. Якщо ж взяти період найбільшої турбулентності (перші місяці після початку вторгнення), то модель SMA іноді забезпечує трохи кращі результати та більш швидку стабілізацію у порівнянні із SARIMA та SARIMAX. Це дає підґрунтя для висновку про доцільність переходу на прості моделі прогнозування в умовах підвищеної турбулентності.

Таблиця 3.15

Результати прогнозування реалізації металопродукції
за позицією номенклатури 01 в 2022р. по місяцях

Рік, міс.	Обсяг. реаліз.	SMA		CSD		SARIMA		SARIMAX	
		прогн.	відх. %	прогн.	відх. %	прогн.	відх. %	прогн.	відх. %
2022.01	1684,67	3770,95	123,8%	2211,07	31,2%	3273,04	94,3%	2829,71	68,0%
2022.02	1894,78	3066,64	61,8%	2699,26	42,5%	2894,30	52,8%	3043,60	60,6%
2022.03	627,157	2484,52	296,2%	2475,53	294,7%	1497,42	138,8%	2286,76	264,6%
2022.04	897,393	1402,20	56,3%	3270,36	264,4%	449,12	-50,0%	794,31	-11,5%
2022.05	999,303	1139,78	14,1%	3138,49	214,1%	134,76	-86,5%	230,51	-76,9%
2022.06	1068,82	841,28	-21,3%	2673,63	150,1%	683,28	-36,1%	1375,67	28,7%
2022.07	1148,43	988,50	-13,9%	3156,40	174,8%	1605,06	39,8%	1544,39	34,5%
2022.08	1182,18	1072,18	-9,3%	2555,93	116,2%	617,75	-47,7%	572,28	-51,6%
2022.09	1397,59	1133,14	-18,9%	2594,09	85,6%	1694,29	21,2%	1680,71	20,3%
2022.10	1458,13	1242,73	-14,8%	2390,13	63,9%	1057,16	-27,5%	1070,57	-26,6%
2022.11	1181,21	1345,97	13,9%	1793,96	51,9%	1199,51	1,5%	1195,64	1,2%
2022.12	1145,85	1345,64	17,4%	1613,92	40,8%	815,83	-28,8%	756,73	-34,0%
MAPE			55,1%		127,5%		52,1%		56,5%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Таблиця 3.16

Результати прогнозування реалізації металопродукції
за позицією номенклатури 15 в 2022р. по місяцях

Рік, міс.	Обсяг. реаліз.	SMA		CSD		SARIMA		SARIMAX	
		прогн.	відх. %	прогн.	відх. %	прогн.	відх. %	прогн.	відх. %
2022.01	3378,2	3831,62	13,4%	3304,72	-2,2%	3775,36	11,8%	3694,62	9,4%
2022.02	2680,34	3619,93	35,1%	3331,19	24,3%	3610,17	34,7%	3386,26	26,3%
2022.03	966,15	3307,01	242,3%	3324,44	244,1%	3463,04	258,4%	3240,75	235,4%
2022.04	1014,26	2341,56	130,9%	3636,67	258,6%	2384,58	135,1%	1277,60	26,0%
2022.05	843,629	1553,58	84,2%	2798,59	231,7%	720,93	-14,5%	107,46	-87,3%
2022.06	991,677	941,35	-5,1%	2202,32	122,1%	293,82	-70,4%	284,20	-71,3%
2022.07	1232,02	949,86	-22,9%	2372,99	92,6%	1201,49	-2,5%	1103,10	-10,5%
2022.08	1198,53	1022,44	-14,7%	2560,11	113,6%	1595,80	33,1%	1558,74	30,1%
2022.09	1475,49	1140,74	-22,7%	1999,64	35,5%	799,29	-45,8%	922,56	-37,5%
2022.10	1375,14	1302,01	-5,3%	2374,31	72,7%	1823,64	32,6%	1644,12	19,6%
2022.11	1147,31	1349,72	17,6%	2080,79	81,4%	1328,05	15,8%	1158,39	1,0%
2022.12	1169,45	1332,64	14,0%	1949,50	66,7%	1270,65	8,7%	1369,62	17,1%
MAPE			50,7%		112,1%		55,3%		47,6%

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Окремо проаналізуємо причини низької ефективності в умовах турбулентності методу прогнозування на основі сезонної декомпозиції даних (CSD), про яку свідчать дані табл. 3.14-3.16.

На рис. 3.12 показано прогноз та фактичні дані за обсягом реалізації металопродукції позиції 01. З наведеного графіку видно, що форма та динаміка прогнозу виглядають дуже близько до фактичних значень, але суттєво зміщені вниз. Це перекликається із даними табл. 3.14, які свідчать про негативне зміщення прогнозних оцінок.

Пояснити причини такої ситуації дозволяє аналіз рис. 3.13, на якому наведено трендову компоненту моделі. Видно, що тренд змінюється доволі повільно і не встигає за реальними змінами. Так шлях від максимуму до мінімуму в 2021-2022 рр зайняв приблизно 10 місяців.

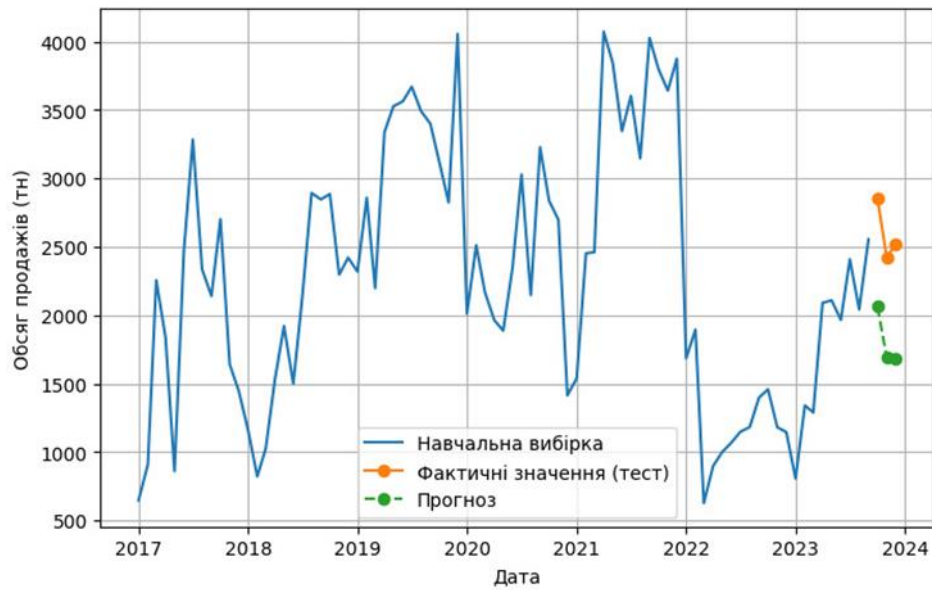


Рис. 3.12. Модель CSD. Прогноз обсягів реалізації продукції в 2023 р. за позицією номенклатури 01

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

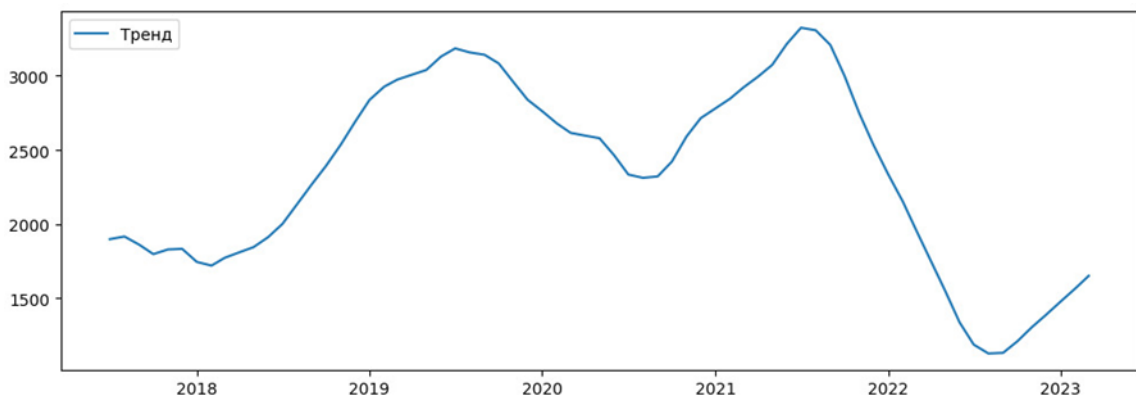


Рис. 3.13. Модель CSD. Трендова компонента за позицією номенклатури 01

Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

На рис. 3.14 показано графік залишків (residuals) моделі. Видно, що найбільші значення характерні для 2022 року, причому лише за кілька місяців вони змінюються від максимальних до мінімальних.

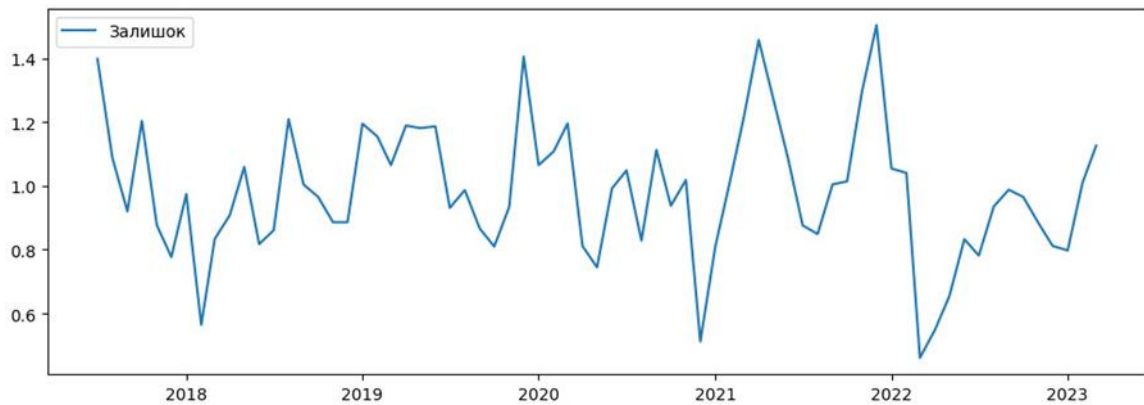


Рис. 3.14. Модель CSD. Залишки (residuals) за позицією номенклатури 01
Джерело: Розраховано автором на основі анонімізованих та обфускованих даних ПрАТ ДМЗ

Отже, особливості алгоритмів, покладених в основу побудови моделей сезонної декомпозиції, унеможливають їх ефективне використання в умовах турбулентного середовища. Найбільш адекватною сферою їх застосування слід вважати стабільні умови з відносно повільною зміною тренду, коли сезонні коливання зберігають регулярний характер і не спотворюються різкими структурними зрушеннями ринку.

3.2. Ефективність адаптивного прогнозування на ринках чорних металів та валютних курсів

Як показав аналіз ефективності адаптивного прогнозування виробничих обсягів реалізації металопродукції на локальних ринках, виконаний у підрозділі 3.1, конфігурації SARIMA та SARIMAX забезпечують найнижчий рівень прогнозної похибки навіть за умов коротких вибірок і суттєвої гетерогенності номенклатурних позицій. Однак локальний ринок охоплює лише внутрішній вимір економічної безпеки підприємства – операційний. Зовнішній вимір формується глобальними ціновими сигналами: котируваннями металургійної сировини, індексами цін виробника, валютними

курсами та ринковою капіталізацією ключових гравців галузі. Умови перевірки запропонованого раніше методичного апарату тут якісно відрізняються від локальних ринків, які було розглянуто вище.

Об'єктом аналізу є панель із двадцяти одного часового ряду, що формують зовнішнє цінове та ринкове середовище металургійного підприємства. Панель структурно розділена на три групи.

Перша група – товарні та індексні ряди (дванадцять рядів). Шість рядів безпосередньо характеризують ринок чорних металів [115; 60]: ціна залізної руди *Iron_ore* (World Bank CMO Pink Sheet), коксівного вугілля Австралії *Coal_AU* (World Bank CMO) та *Coal_FRED* (FRED PCOALAUUSDM), індекс цін виробника на чорні метали та сталь *PPI_IronSteel* (FRED WPU101), індекс цін на прокат *PPI_SteelMill* (FRED WPU1017) і індекс цін на металобрухт *PPI_Scrap* (FRED WPU1011). Чотири ряди характеризують ринки кольорових металів: алюміній *Aluminum*, мідь *Copper*, нікель *Nickel* та цинк *Zinc* (усі – World Bank CMO). Два додаткові FRED-ряди – *IronOre_FRED* (PIORECRUSDM) та *Copper_FRED* (PCOPPUSDM) – слугують перехресною верифікацією основних CMO-рядів.

Друга група – валютні курси (два ряди) [117]: *EURUSD* та *UAHUSD*, що визначають умови зовнішньоторговельних розрахунків і валютного хеджування.

Третя група – акції металургійних компаній та галузевий ETF [117]: *SLX* (VanEck Steel ETF), *MT* (ArcelorMittal), *NUE* (Nucor), *CLF* (Cleveland-Cliffs), *STLD* (Steel Dynamics), *PKX* (POSCO Holdings) та *VALE* (Vale S.A.). Ці ряди відображають ринкові очікування щодо перспектив галузі та для системи управління ЕБП є випереджальними індикаторами зміни кон'юнктури.

Усі ряди завантажуються з верифікованих первинних баз даних у режимі реального часу без будь-якої синтетичної інтерполяції. Часовий охоплення вибірки – переважно 2003–2025 рр. (252 місячні спостереження). Винятками є *IronOre_FRED* (108 спостережень, з 2014 р.), *EURUSD* (241), *UAHUSD* (243), *Coal_FRED* (247) та *SLX* (207 спостережень, з 2006 р.).

Динаміку товарних рядів у повному часовому діапазоні ілюструють рис. 3.15–3.19, де позначено ключові структурні події: GFC 2008, COVID-19 2020, стрибок 2021–2022 рр.



Рис. 3.15. Динаміка ціни залізної руди (CMO Iron ore, CFR spot, \$/mt), 2003-2025 рр. Тіньова смуга - тестовий горизонт 2024-01-2025-06.

Джерело: розраховано на основі даних WB CMO Pink Sheet, 2025M12 [115].



Рис. 3.16. Динаміка ціни коксівного вугілля: CMO Coal_AU та FRED PCOALAUUSDM (USD/mt), 2003-2025 рр. Пік 2022 р. (460 \$/mt) - наслідок енергетичної кризи після вторгнення.

Джерело: розраховано на основі даних WB CMO; FRED [115; 60].



Рис. 3.17. Індекси цін виробника на чорні метали та сталепрокат (FRED WPU101 та WPU1017, 2010=100), 2003-2025 рр. Розрив між рядами у 2024-2025 рр. є сигналом стиснення операційної маржі.

Джерело: розраховано на основі даних FRED [60]

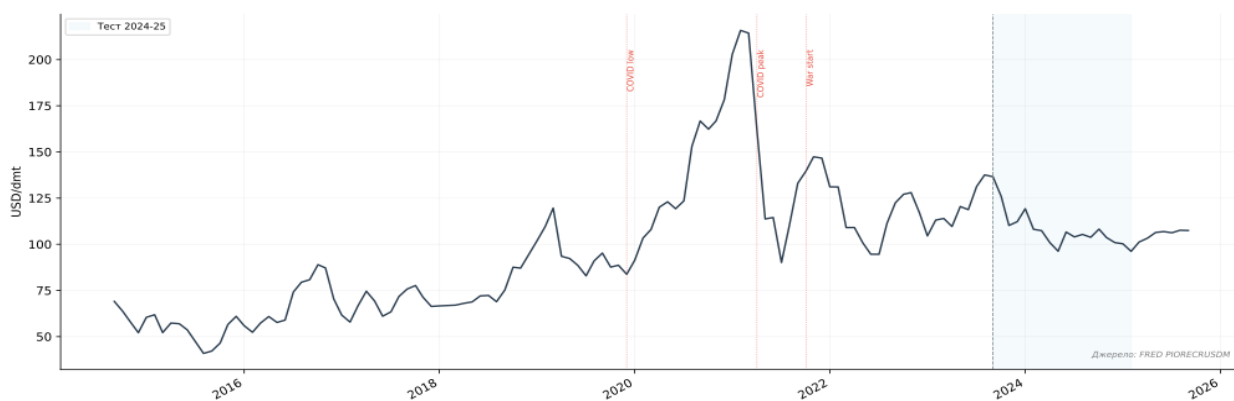


Рис. 3.18. Ціна залізної руди FRED (PIORECRUSDM, USD/dmt), 2014-2025 рр.

Джерело: розраховано на основі даних FRED [60]

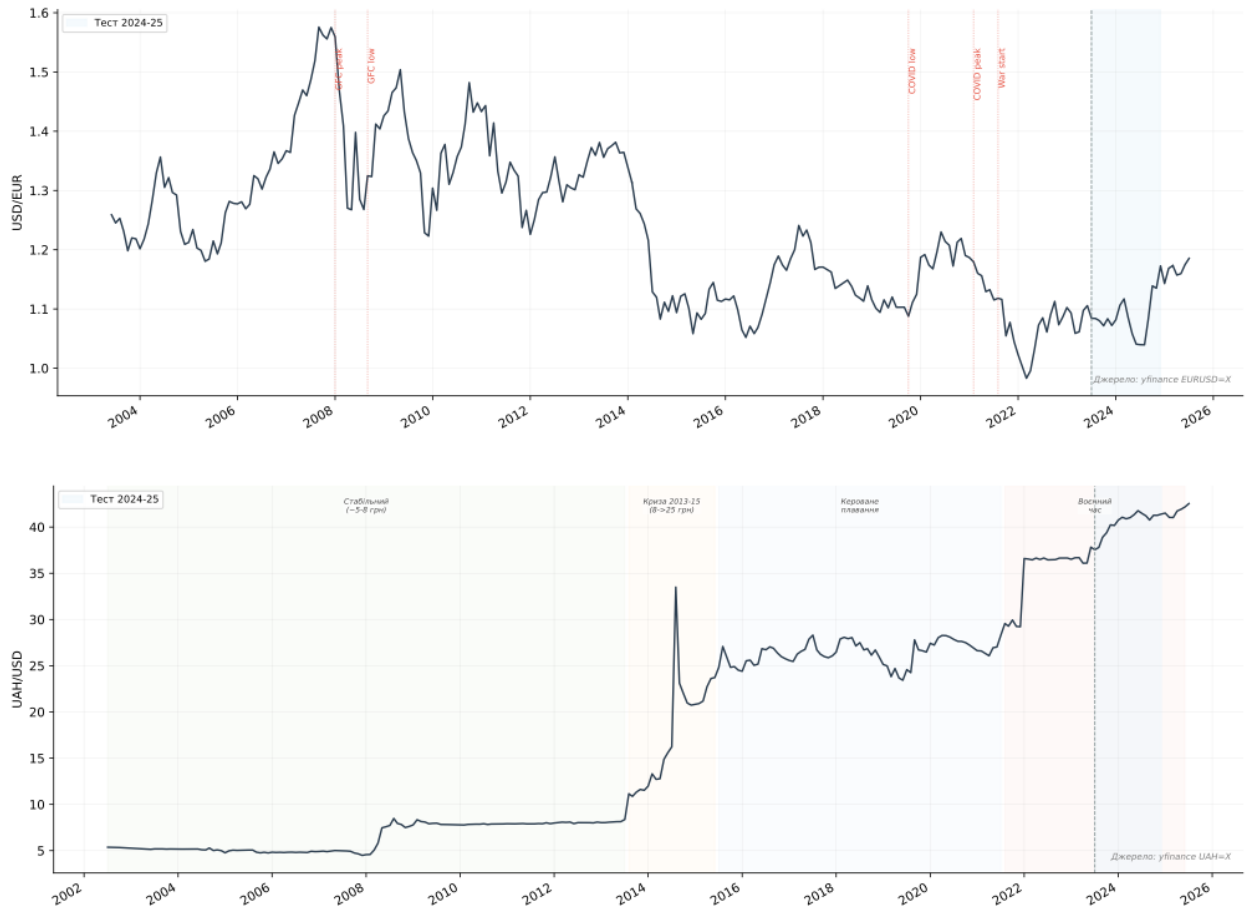


Рис. 3.19. Курс EUR/USD (USD/EUR) та UAH/USD (грн/дол.), 2003-2025 рр.
Джерело: уfinance (EURUSD=X, UAH=X) [117]

Першим аналітичним кроком є діагностика статистичних властивостей кожного ряду, що безпосередньо визначає вибір специфікації моделі. Основні характеристики наведено у табл. 3.17.

Коефіцієнт варіації коливається від 10,4% для EURUSD до 104,1% для STLD, що відображає принципово різні режими ринкової мінливості. Акції металургійних компаній демонструють найвищу варіативність (CV від 35,4% для SLX до 104,1% для STLD), що пояснюється ефектом фінансового левериджу та структурними зрушеннями в галузі протягом останніх двох десятиліть. Тест Augmented Dickey-Fuller (ADF) відхиляє наявність одиничного кореня лише для п'яти рядів – Iron_ore ($p = 0,036$), Aluminum ($p = 0,023$), Copper ($p = 0,039$), Nickel ($p = 0,019$) та Coal_FRED ($p = 0,004$). Для решти шістнадцяти рядів стаціонарність відсутня, що обумовлює необхідність

специфікації інтегрованих моделей ARIMA(p, d, q) з $d \geq 1$. Відповідно до методологічного підходу, запропонованого Р. Хайндманом та Г. Атанасопулосом, порядок інтегрування визначається послідовним ADF-тестом, а параметри (p, q) – мінімальним AIC [69].

Таблиця 3.17

Описова статистика та результати діагностичних тестів
(навчальна вибірка до 2023-12)

Ряд	N	Серед.	Std	CV, %	ADF p	Стац.	STL Fs	Тренд	Одиниця
Iron_ore	252	99,99	44,70	44,7	0,036	Так	0,169	зрост.	\$/mt
Coal_AU	252	96,52	69,24	71,7	0,054	Hi	0,115	зрост.	\$/mt
Aluminum	252	2051,4	426,1	20,8	0,023	Так	0,107	зрост.	\$/mt
Copper	252	6413,4	2054,9	32,0	0,039	Так	0,134	зрост.	\$/mt
Nickel	252	17530,5	7364,3	42,0	0,019	Так	0,109	спад.	\$/mt
Zinc	252	2260,4	768,7	34,0	0,075	Hi	0,122	зрост.	\$/mt
PPI_IronSteel	252	227,7	64,32	28,2	0,187	Hi	0,117	зрост.	index
PPI_SteelMill	252	207,3	68,02	32,8	0,683	Hi	0,101	зрост.	index
PPI_Scrap	252	144,0	29,59	20,6	0,700	Hi	0,199	зрост.	index
IronOre_FRED	108	95,21	37,21	39,1	0,590	Hi	0,185	зрост.	\$/dmt
Coal_FRED	247	105,1	77,46	73,7	0,004	Так	0,080	зрост.	\$/mt
Copper_FRED	252	6415,5	2054,8	32,0	0,066	Hi	0,158	зрост.	\$/mt
EURUSD	241	1,239	0,129	10,4	0,327	Hi	0,159	спад.	USD/EUR
UAHUSD	243	16,24	10,93	67,3	0,976	Hi	0,070	зрост.	UAH/USD
SLX	207	34,02	12,05	35,4	0,442	Hi	0,179	зрост.	USD
MT	252	37,92	29,00	76,5	0,161	Hi	0,066	спад.	USD
NUE	252	45,08	35,56	78,9	0,993	Hi	0,267	зрост.	USD
CLF	252	21,22	19,77	93,2	0,065	Hi	0,085	спад.	USD
STLD	252	24,58	25,58	104,1	0,998	Hi	0,240	зрост.	USD
PKX	252	61,12	24,78	40,5	0,113	Hi	0,196	спад.	USD
VALE	252	6,774	3,607	53,2	0,128	Hi	0,215	зрост.	USD

Примітка. ADF – тест Augmented Dickey-Fuller (H_0 : одиничний корінь, рівень значущості 5%); STL Fs – коефіцієнт сезонної сили [52].

Джерело: за даними World Bank CMO, FRED, yahoo finance [60; 115; 117].

Коефіцієнт сезонної сили Fs за STL-декомпозицією не перевищує 0,27 для жодного ряду панелі (максимум – 0,267 для NUE). Для більшості рядів Fs < 0,20, що є критичним спостереженням. Fourier-розширення дає значущий виграш лише при Fs > 0,30 [52]. При Fs < 0,20 додаткові Fourier-терміни вносять надмірну параметризацію без відповідного зниження MAPE, що

підтверджується однаковими значеннями MAPE для M1 ARIMA та M2 ARIMA+Fourier для більшості рядів вибірки (табл. 3.18). Найвищі значення Fs спостерігаються для акцій з вираженою циклічністю - NUE (Fs = 0,267), STLD (0,240), VALE (0,215), - проте у жодному з цих випадків Fourier-розширення не дає виграшу у точності прогнозу: переможцем для NUE стає M3 Hybrid, а для STLD та VALE - ARIMA-класу без Fourier. Натомість для Coal_AU при відносно невисокому Fs = 0,115 M2 ARIMA+Fourier забезпечує мінімальний MAPE = 4,994%, що відображає наявність короткочасних регулярних коливань попиту, не повністю охоплених трендовою компонентою STL.

Ряд UAHUSD вирізняється найвищим значенням ADF $p = 0,976$ у вибірці, що означає найбільш стійкий одиничний корінь. На відміну від інших рядів, де нестационарність пов'язана з фундаментальними ціновими циклами, UAH/USD є нестационарним унаслідок двох ключових структурних розривів режиму, а не органічної ринкової динаміки. Для коректної специфікації всіх п'яти прогнозних конфігурацій використано бінарні дам-змінні структурних розривів: *D_crisis* (одиниця починаючи з 2014-02, девальвація гривні після початку війни на сході) та *D_war* (одиниця починаючи з 2022-02, повномасштабне вторгнення). Стрибок 2008 року виходить за межі аналітичного вікна (з 2005 р.) лише частково і поглинається загальною динамікою; його окремий вплив на специфікацію виявився статистично незначущим.

Серед акцій металургійних компаній два ряди – NUE ($p = 0,993$) та STLD ($p = 0,998$) – демонструють ADF p , близьке до одиниці, що свідчить про виражений стохастичний тренд. Обидві компанії є бенефіціарами структурного зростання американської сталеплавильної галузі протягом 2015–2025 рр. (середньорічне зростання ціни акцій понад 20%), що пояснює стійкість одиничного кореня. Для STLD AutoARIMA специфікує порядок інтегрування $d = 2$, що є найвищим у всій панелі і відображає прискорення трендової компоненти.

Порівняння моделей проводиться на єдиному тестовому горизонті 2024-01–2025-06 (18 місяців) методом rolling-origin з розширюваним навчальним вікном. Результати наведено у табл. 3.18.

Таблиця 3.18

Порівняльна точність прогнозування (MAPE, %) на тестовому горизонті від січня 2024 до червня 2025

Ряд	M1 ARIMA	M2 ARIMA+F	M3 Hybrid	M4 ML-Rec	M5 ML-Dir	Найкраща
Iron_ore	5,545	5,545	5,656	6,205	10,112	M1 ARIMA
Coal_AU	5,004	4,994	5,676	8,470	12,069	M2 ARIMA+F
Aluminum	3,601	3,601	3,817	4,742	6,287	M1 ARIMA
Copper	3,597	3,597	4,020	3,570	5,145	M4 ML-Rec
Nickel	4,007	4,007	4,517	4,567	5,538	M1 ARIMA
Zinc	4,609	4,609	4,596	5,323	5,687	M3 Hybrid
PPI_IronSteel	2,382	2,382	2,339	4,604	7,337	M3 Hybrid
PPI_SteelMill	3,437	3,358	3,983	6,505	5,839	M2 ARIMA+F
PPI_Scrap	1,238	1,238	1,472	1,914	3,303	M1 ARIMA
IronOre_FRED	5,410	5,410	7,621	6,615	8,384	M1 ARIMA
Coal_FRED	6,568	5,950	8,973	9,392	10,284	M2 ARIMA+F
Copper_FRED	3,612	3,612	3,832	3,672	5,435	M1 ARIMA
EURUSD	1,617	1,617	1,725	2,124	3,036	M1 ARIMA
UAHUSD	0,882	0,882	1,596	5,914	11,130	M1 ARIMA
SLX	5,476	5,476	6,639	6,338	10,950	M1 ARIMA
MT	6,453	6,275	7,807	6,273	7,273	M4 ML-Rec
NUE	9,020	8,952	8,946	13,515	14,417	M3 Hybrid
CLF	14,850	14,850	17,324	13,772	14,586	M4 ML-Rec
STLD	8,051	8,127	8,453	11,694	23,526	M1 ARIMA
PKX	6,791	6,791	9,242	8,777	13,505	M1 ARIMA
VALE	6,507	6,240	8,766	5,620	8,632	M4 ML-Rec
<i>Медіана</i>	<i>5,00</i>	<i>4,99</i>	<i>5,66</i>	<i>6,21</i>	<i>8,38</i>	–
<i>Середнє</i>	<i>5,17</i>	<i>5,12</i>	<i>6,05</i>	<i>6,65</i>	<i>9,17</i>	–

Примітка. Жирним шрифтом виділено найменший MAPE по рядку. M2 ARIMA+F – ARIMA з Fourier-розширенням (K за AIC); M3 Hybrid – ARIMA + LightGBM-корекція залишків; M4, M5 – автономні ML-конфігурації.

Джерело: розраховано автором.

Перший ключовий результат табл. 3.18 стосується розподілу перемог між конфігураціями. M1 ARIMA перемагає у одинадцяти з двадцяти одного ряду, M2 ARIMA+Fourier – у трьох, M3 Hybrid – у трьох, M4 ML-Recursive – у чотирьох, а M5 ML-Direct не перемагає жодного разу. Медіанний MAPE для ARIMA-класу (5,00% для M1 та 4,99% для M2) принципово відрізняється від M4 ML-Recursive (6,21%) та M5 ML-Direct (8,38%). Цей результат узгоджується з висновками, отриманими на значній панелі даних (62 ряди) у [120], де медіанний MAPE ARIMA-сімейства становив 11,5–11,9% проти 16–17% для ML.

Значно нижчий абсолютний рівень помилок у нашій вибірці (медіана 5,0% проти 11,6% у згаданому дослідженні) пояснюється тим, що панель цього підрозділу сфокусована на відносно стабільних промислових рядах.

Другий ключовий результат стосується розподілу «перемог» за групами рядів. Серед товарних рядів M1 ARIMA або M2 ARIMA+Fourier перемагає у дев'яти з дванадцяти випадків (Iron_ore, Coal_AU, Aluminum, Nickel, PPI_SteelMill, PPI_Scrap, IronOre_FRED, Coal_FRED, Copper_FRED), що підтверджує стабільність лінійних специфікацій для сировинних індикаторів. У трьох рядах (Copper, Zinc, PPI_IronSteel) переможцем стає нелінійна конфігурація – M4 ML-Recursive або M3 Hybrid. Серед акцій металургійних компаній картина інша: M4 ML-Recursive перемагає у трьох із семи рядів (MT, CLF, VALE), а M3 Hybrid – в одному (NUE). Це відповідає більш складній нелінійній динаміці фондових інструментів, де авторегресійні лаги та ковзні статистики LightGBM здатні вловити закономірності, недоступні лінійним специфікаціям. Водночас найвищий MAPE у всій панелі – 13,77% для CLF (Cleveland-Cliffs) – також належить ML-переможцю, що свідчить про те, що навіть найкраща модель забезпечує лише помірну якість прогнозу для найбільш волатильних акцій (CV = 93,2%).

Параметри специфікованих AutoARIMA-моделей та результати тестів адекватності залишків наведено у табл. 3.19. Всі 21 модель специфіковані

автоматично за AIC через процедуру AutoARIMA бібліотеки `pmдаріма`, параметри $\max_p = 5$, $\max_q = 5$, відбір порядку інтегрування d – послідовним тестом ADF.

Таблиця 3.19

Параметри специфікацій AutoARIMA та результати тестів адекватності залишків

Ряд	Порядок ARIMA	AIC	Ljung-Box p	ARCH p	Коментар
Iron_ore	(1,1,0)	1890,6	0,495	0,003	LB норма; ARCH – волатильність
Coal_AU	(2,1,3)	2062,9	0,271	0,000	LB норма; ARCH
Aluminum	(2,0,0)	3078,6	0,560	0,000	Стацион. ряд ($d=0$); ARCH
Copper	(1,1,0)	3715,9	0,008	0,001	LB – залишкова структура; ARCH
Nickel	(1,0,2)	4493,8	0,430	0,009	Стацион. ряд ($d=0$); ARCH
Zinc	(1,1,0)	3294,9	0,353	0,000	LB норма; ARCH
PPI_IronSteel	(2,1,2)	1619,4	0,525	0,000	LB норма; ARCH
PPI_SteelMill	(3,1,2)	1630,9	0,166	0,000	LB норма; ARCH
PPI_Scrap	(2,1,2)	1527,1	0,790	0,996	LB норма; ARCH норма
IronOre_FRED	(0,1,1)	816,3	0,034	0,005	LB – залишкова структура
Coal_FRED	(5,1,3)	2088,2	0,939	0,000	LB норма; ARCH; складний цикл
Copper_FRED	(1,1,0)	3714,4	0,007	0,001	LB – залишкова структура; ARCH
EURUSD	(0,1,0)	-943,7	0,018	0,000	Random walk; LB – мікроструктура
UAHUSD	(0,1,1)	860,6	0,460	0,942	LB норма; ARCH норма; dummy D_crisis , D_war
SLX	(1,1,0)	1101,6	0,345	0,000	LB норма; ARCH
MT	(2,1,3)	1635,4	0,539	0,000	LB норма; ARCH
NUE	(2,1,0)	1666,8	0,010	0,000	LB – залишкова структура; ARCH
CLF	(1,1,0)	1531,5	0,281	0,002	LB норма; ARCH; найвищий MAPE
STLD	(2,2,2)	1386,1	0,046	0,000	$d=2$ (найвищий); LB гран.; ARCH
PKX	(1,0,0)	1719,3	0,650	0,021	Стацион. за AIC ($d=0$); ARCH
VALE	(2,1,2)	610,5	0,326	0,000	LB норма; ARCH

Примітка. LB – тест Льюнга-Бокса (H_0 : відсутність автокореляції залишків); ARCH – тест Енгла (H_0 : ARCH-ефект відсутній); норма = $p > 0,05$.

Джерело: розраховано автором.

Результати табл. 3.19 потребують розгорнутого пояснення. По-перше, ARCH-ефект (умовна гетероскедастичність) виявлено у дев'ятнадцяти з двадцяти одного ряду – виняток становлять лише PPI_Scrap ($p = 0,996$) та UAHUSD ($p = 0,942$). Домінування ARCH-ефекту у розширеній панелі є очікуваним, оскільки додані ряди акцій є класичними носіями волатильності, що кластеризується навколо шоків епізодів. Для практичних цілей управління ЕБП це означає: обчислені довірчі інтервали на основі постійної дисперсії σ є нижніми оцінками ризику. У кризових сценаріях реальна ширина невизначеності може перевищувати $\pm 1,645\sigma$ у 2–3 рази. Уточнення через GARCH-специфікацію є перспективним напрямом подальших досліджень.

По-друге, EURUSD зі специфікацією ARIMA(0,1,0) – чисте випадкове блукання без дрейфу. Попри залишкову автокореляцію (LB $p = 0,018$), саме ця специфікація мінімізує MAPE тестової вибірки (1,617%). Це є емпіричним підтвердженням відомої гіпотези, що для горизонтів до 12 місяців жодна структурна модель не перевершує випадкове блукання у прогнозуванні валютних курсів на ринках з розвинутими фінансовими інструментами. Аналогічну логічну схему - порівняння лінійних, нелінійних та ML-специфікацій на ринку фінансових інструментів – застосовано У. Демірелем та співавторами на широкій вибірці акцій [55], що методологічно підтверджує адекватність обраного у дисертації підходу.

По-третє, серед акцій металургійних компаній Ljung-Vox $p < 0,05$ спостерігається для NUE ($p = 0,010$) та STLD ($p = 0,046$), що сигналізує про залишкову автокореляційну структуру, яку лінійна ARIMA не вловлює повністю. Саме для NUE переможцем є M3 Hybrid, а для STLD – M1 ARIMA, що демонструє відсутність автоматичної залежності між LB-діагностикою та перевагою нелінійних моделей.

Незважаючи на вищий MAPE у порівнянні з ARIMA-класом, конфігурації M3 Hybrid та M4 ML-Recursive формують нетривіальну прогнозну траєкторію, яка несе самостійну управлінську цінність для системи ЕБП. ARIMA, апроксимуючи лінійну авторегресійну структуру, не здатна

адаптуватись до нелінійних змін швидкості тренду та асиметричної реакції ринку на позитивні та негативні шоки. Натомість LightGBM у конфігурації M4 через авторегресійні лаги, ковзні статистики та сезонні тригонометричні ознаки виявляє у даних закономірності, недоступні лінійним специфікаціям.

У розрізі конкретних рядів (табл. 3.20) нелінійна траєкторія ML-моделей несе такий управлінський зміст. Для Copper M4 ML-Recursive прогнозує зниження ціни до середнього рівня 9 857 \$/mt за H1 2026 (з фактичних 11 785 \$/mt у грудні 2025 р., -16,4%), що є прогнозом корекції після надмірного зростання 2024–2025 рр. ARIMA для того самого ряду прогнозує стабілізацію на рівні 13 550 \$/mt (Copper_FRED, M1 ARIMA). Розходження між моделями понад 25%, що за прийнятим у роботі критерієм (більш ніж 10% між ARIMA та M4) є операційним сигналом підвищеної невизначеності: підприємство, що закупає мідь як сировину, має збільшити страховий запас і розглянути інструменти хеджування.

Аналогічний сигнал демонструє VALE (Vale S.A., ключовий постачальник залізної руди): M4 ML-Recursive прогнозує падіння ціни акцій з 16,07 USD до середнього рівня 12,1 USD за H1 2026 (-24,9%), тоді як M1 ARIMA для ряду Iron_ore (яка корелює з VALE на рівні $r > 0,80$) прогнозує лише незначне зростання. Цей розрив є ще одним операційним індикатором, що сигналізує про підвищену невизначеність у ланцюзі постачання залізорудної сировини.

Слід зауважити, що для конфігурацій M4 ML-Recursive, які прогнозують значний зсув від поточного рівня (Copper -16,4%, VALE -24,9%), ширина довірчого інтервалу залишається відносно вузькою ($\pm 6\text{--}8\%$ від прогнозу. У випадку, коли реалізується сценарій стабілізації ринку (тобто прогноз падіння виявляється помилковим), фактична помилка може суттєво перевищити верхню межу довірчого інтервалу. Для управлінських цілей це означає, що ML-прогнози значних зсувів слід інтерпретувати разом із розходженням між ML- та ARIMA-моделями як індикатор підвищеної невизначеності, а не як точкову оцінку з симетричним ризиком.

Таблиця 3.20

Прогноз кон'юнктури ринків чорних та кольорових металів, валютних курсів та акцій металургійних компаній на Н1 2026 р.

Ряд	Модель	MAPE test,%	Факт 2025-12	Сер. Н1 2026	Дельта,%	ДІ 90%
Iron_ore	M1 ARIMA	5,55	104,59 \$/mt	105,4	+0,8%	±10,8
Coal_AU	M2 ARIMA+F	4,99	107,67 \$/mt	106,2	-1,3%	±11,8
Aluminum	M1 ARIMA	3,60	2875,5 \$/mt	2893,6	+0,6%	±186,9
Copper	M4 ML-Rec	3,57	11785,3 \$/mt	9856,8	-16,4%	±677,3
Nickel	M1 ARIMA	4,01	14884,0 \$/mt	15185,4	+2,0%	±1442,8
Zinc	M3 Hybrid	4,60	3167,9 \$/mt	3165,6	-0,1%	±239,2
PPI_IronSteel	M3 Hybrid	2,34	331,2	336,7	+1,7%	±17,1
PPI_SteelMill	M2 ARIMA+F	3,36	315,7	313,8	-0,6%	±21,8
PPI_Scrap	M1 ARIMA	1,24	206,7	206,9	+0,1%	±6,0
IronOre_FRED	M1 ARIMA	5,41	107,4 \$/dmt	106,4	-1,0%	±10,9
Coal_FRED	M2 ARIMA+F	5,95	115,8 \$/mt	118,3	+2,2%	±15,5
Copper_FRED	M1 ARIMA	3,61	12986,6 \$/mt	13505,9	+4,0%	±649,1
EURUSD	M1 ARIMA	1,62	1,186	1,185	0,0%	±0,04
UAHUSD	M1 ARIMA	0,88	42,54	42,93	+0,9%	±0,74
SLX	M1 ARIMA	5,48	94,01 USD	93,8	-0,2%	±6,9
MT	M4 ML-Rec	6,27	53,84 USD	55,2	+2,5%	±3,0
NUE	M3 Hybrid	8,95	177,72 USD	174,3	-1,9%	±22,9
CLF	M4 ML-Rec	13,77	13,76 USD	14,0	+1,8%	±2,7
STLD	M1 ARIMA	8,05	179,57 USD	185,5	+3,3%	±20,2
PKX	M1 ARIMA	6,79	59,32 USD	59,1	-0,4%	±8,3
VALE	M4 ML-Rec	5,62	16,07 USD	12,1	-24,9%	±1,0

Джерело: розраховано автором.

Прогноз залізної руди 105,4 \$/mt протягом усього першого півріччя 2026 р. (+0,8% від грудня 2025 р.) є результатом ARIMA(1,1,0) без дрейфу – за відсутності статистично значущого лінійного тренду у навчальній вибірці модель прогнозує збереження поточного рівня. Ширина 90% ДІ ($\pm 10,8$ \$/mt) формує операційний буфер для закупівельної стратегії підприємства.

Вугілля демонструє помірно позитивний прогноз: Coal_FRED за M2 ARIMA+Fourier – 118,3 \$/mt (+2,2% від грудня 2025 р.). Квазіциклічна компонента, виявлена Fourier-аналізом, відображає сезонний зимовий попит на теплову та коксівну сировину.

Індекс PPI_IronSteel зростає до 336,7 (+1,7%), тоді як PPI_SteelMill знижується до 313,8 (–0,6%). Такий розрив між вартістю сировинних матеріалів та ціною прокатної продукції сигналізує про стиснення операційної маржі підприємства.

Курс UAHUSD досягає 42,93 грн/дол. до червня 2026 р. (+0,9% за горизонт). Ширина 90% ДІ – лише $\pm 0,74$ UAH/USD – є одним із найвужчих інтервалів у вибірці і прямим наслідком режиму НБУ. Саме тому ARIMA(0,1,1) з dummy-змінними досягає MAPE = 0,882% – найнижчого у всій панелі.

Серед акцій металургійних компаній прогнозна картина є значно більш різномірною. Два ряди демонструють виражено негативний прогноз: VALE (–24,9%) і Copper ML-Res (–16,4%), що відповідає очікуванню ринкової корекції після піку 2024–2025 рр. Натомість STLD (+3,3%) та MT (+2,5%) демонструють помірно позитивну траєкторію. Ширина довірчих інтервалів для акцій суттєво перевищує аналогічний показник для товарних рядів, що кількісно підтверджує вищий рівень прогновної невизначеності фондових інструментів.

Прогнозні траєкторії H1 (перше півріччя) 2026 р. з 90% довірчими інтервалами представлені на рис. 3.20–3.22.

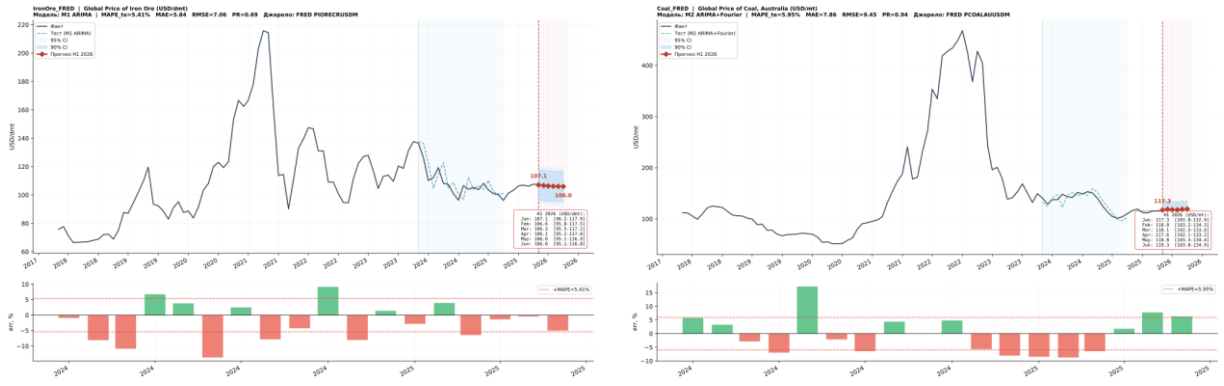


Рис. 3.20. Прогноз цін Н1 2026 р. – ціни на залізну руду, вугілля.

Джерело: розраховано автором на основі даних FRED [60].

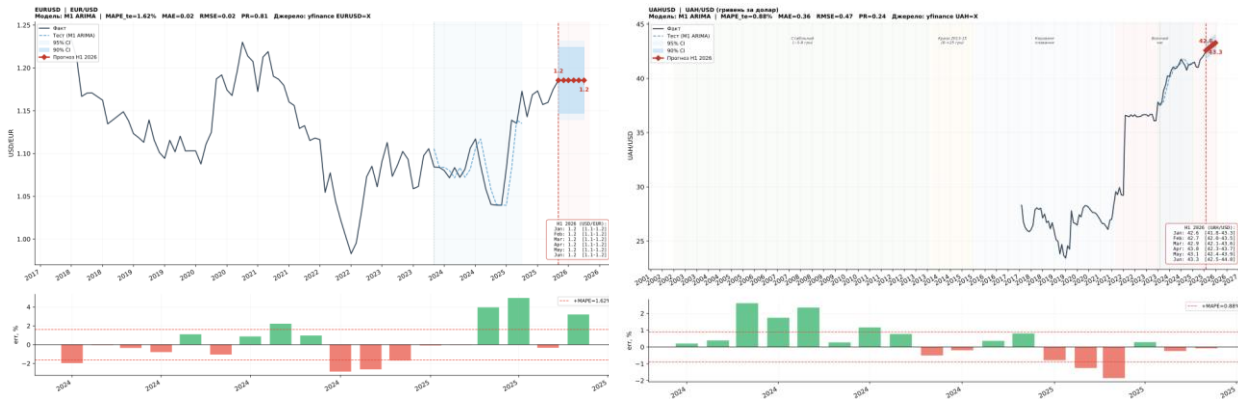


Рис. 3.21. Прогноз Н1 2026 р. EUR/USD, UAH/USD. Синя смуга - 90% ДІ.

Джерело: розраховано автором на основі даних Yahoo Finance [117].

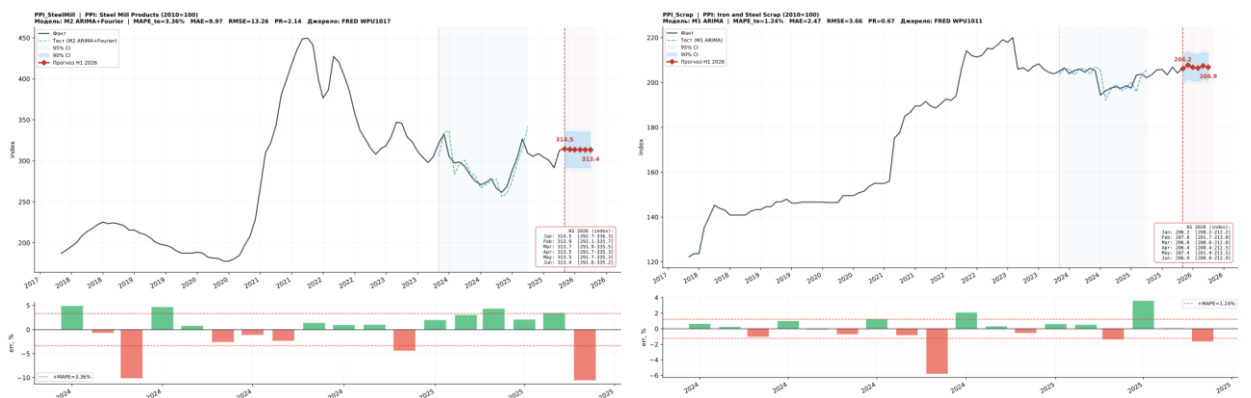


Рис. 3.22а. Прогноз Н1 2026 р. - PPI_IronSteel, PPI_SteelMill. Синя смуга - 90% ДІ.



Рис. 3.22б. Прогноз Н1 2026 р., PPI_Scrap. Синя смуга - 90% ДІ.

Джерело: розраховано автором на основі даних FRED [60]

Порівняння двох емпіричних досліджень виявляє принципово різні механізми формування прогнозової невизначеності на внутрішньому та зовнішньому контурах економічної безпеки підприємства. На локальному ринку (п. 3.1) ключовим обмеженням є довжина рядів – 57 місяців проти 252 у п. 3.2, – і саме тому SARIMAX переважає: він компенсує обмеженість даних екзогенною інформацією про кількість угод.

На глобальному ринку довжина рядів достатня, але вирішальною стає структурна нестационарність – нелінійна зміна режиму, кластеризація волатильності, структурні розриви. У цих умовах лінійні специфікації ARIMA та ARIMA+Fourier знову виявляються більш стійкими, ніж ML – але з принципово іншої причини: вони не підлягають перенавчанню на шокових піках 2021–2022 рр., які ML-моделі сприймають як предиктори подальшого зростання. Це розкриває глибший зміст принципу контекстно-залежного вибору конфігурації, сформульованого у розділі 2.

Результати дослідження дозволяють побудувати чітку ієрархію прогнозованості зовнішнього середовища металургійного підприємства за групами індикаторів. Найвищу прогнозованість демонструють валютні курси – медіана найкращого MAPE становить 1,25% (EUR/USD = 1,62%, UAH/USD = 0,88%). Кольорові метали посідають друге місце – медіана 3,80% (від 3,57% для міді до 4,60% для цинку). Сировина чорних металів – медіана 4,99% (від 1,24% для індексу металобрухту до 5,95% для вугілля Coal_FRED). Найнижчу прогнозованість мають акції металургійних компаній – медіана 6,79%, причому діапазон розтягується від 5,48% для галузевого ETF SLX до 13,77% для Cleveland-Cliffs (CLF). Ця ієрархія не є випадковою: вона відображає зростання складності інформаційного середовища від ринків з домінуючим фундаментальним ціноутворенням (валюти, сировина) до ринків, де до фундаментальних факторів додається спекулятивна компонента, фінансовий леверидж та очікування інвесторів (акції).

Для системи управління ЕБП ця ієрархія має безпосереднє операційне значення. Якщо застосувати порогові рівні прогнозої невизначеності ПН, запропоновані у підрозділі 2.1, то вісімнадцять із двадцяти одного ряду панелі потрапляють до зони низької чутливості ($\text{ПН} < 8\%$), три ряди – до зони помірної чутливості ($8\% \leq \text{ПН} < 15\%$: NUE – 8,95%, STLD – 8,05%, CLF – 13,77%), і жоден ряд не потрапляє до зони високої або критичної чутливості. Це означає, що для переважної більшості зовнішніх цінових індикаторів металургійне підприємство має достатній прогнозний ресурс для оперативного та тактичного планування. Три винятки – акції з найвищою волатильністю – потребують адаптивної стратегії із щомісячним перенавчанням моделей та розширеними ліквідними резервами.

Особливої уваги в контексті ЕБП заслуговують три емпірично виявлені сигнали.

Перший сигнал – стиснення операційної маржі. Прогноз показує, що розрив між індексом вартості сировини (PPI_IronSteel, +1,7% за H1 2026) та індексом ціни прокатної продукції (PPI_SteelMill, -0,6%) збільшується з 15,4

п. у грудні 2025 р. до 22,9 п. у середньому за Н1 2026 р. – зростання спреду на 48,5%. Це кількісний індикатор того, що витрати підприємства на сировину зростатимуть швидше, ніж відпускні ціни на продукцію. Для системи ЕБП такий прогноз є підставою для превентивного перегляду цінової політики, пошуку альтернативних постачальників або нарощення запасів сировини за поточними цінами.

Другий сигнал – розходження прогнозних траєкторій міді між лінійною та нелінійною моделями. Copper_FRED за M1 ARIMA прогнозує зростання до 13 506 \$/mt (+4,0%), тоді як Copper за M4 ML-Recursive прогнозує падіння до 9 857 \$/mt (-16,4%). Обидва ряди характеризують один і той самий фізичний ринок (кореляція між CMO та FRED рядами для міді перевищує 0,999), але різні моделі зчитують з нього протилежні сигнали. Для підприємства, яке використовує мідь у виробництві, таке розходження є класичним тригером невизначеності, що вимагає активації хеджувальної стратегії – часткового форвардного покриття закупівель замість опори на єдину точкову оцінку. Аналогічний сигнал формує пара VALE (-24,9% за M4 ML-Recursive) та Iron_ore (+0,8% за M1 ARIMA): акції найбільшого постачальника залізної руди прогнозують різке зниження, тоді як ціна самої руди залишається стабільною. Таке розходження може свідчити про те, що фондовий ринок закладає в ціну акцій інформацію, яка ще не відображена у спотових котируваннях сировини, – і для системи ЕБП це підстава для підвищеного моніторингу постачальницького ланцюга.

Третій сигнал – асиметрія валютних ризиків. Курс EUR/USD прогнозується як фактично стабільний (random walk, MAPE = 1,62%, ДІ $\pm 0,04$ USD/EUR), тоді як UAH/USD демонструє повільне зростання (+0,9% за горизонт) з вузьким довірчим інтервалом $\pm 0,74$ грн. Вузькість інтервалу UAH/USD є наслідком жорсткого управління НБУ, однак саме ця штучна стабільність створює ризик дискретного стрибка, який ARIMA-модель за своєю природою не здатна передбачити. Для контрактів в гривні, що виходять за горизонт 3–6 місяців, система ЕБП має враховувати не лише прогнозний

тренд (який є незначним), а й ризик режимного зсуву, аналогічного 2014 та 2022 рокам. Саме тому dummy-змінні структурних розривів D_{crisis} та D_{war} , використані при специфікації моделі, є не лише технічним прийомом, а елементом управлінської діагностики.

Розширення панелі акціями металургійних компаній дозволило виявити додатковий вимір зовнішнього цінового середовища підприємства, який не фіксується товарними рядами. Акції є інтегральним відображенням ринкових очікувань і тому слугують випереджальними індикаторами зміни кон'юнктури. Кореляційна структура панелі показує, що галузевий ETF SLX тісно пов'язаний з NUE ($r = 0,83$) і VALE ($r = 0,85$), тоді як MT корелює переважно з CLF ($r = 0,87$) і PKX ($r = 0,83$). Ця кластерна структура означає, що для моніторингу ринкових очікувань достатньо відстежувати два-три репрезентативних ряди з кожного кластера, а не всі сім, що суттєво знижує операційне навантаження на аналітичну підсистему ЕБП.

Для системи управління ЕБП металургійного підприємства отримані результати трансформуються у три операційні виміри. Перший – інформаційна достатність: горизонт $H = 6$ місяців відповідає типовому циклу закупівельного планування, і обрані конфігурації забезпечують MAPE від 0,88% (UANUSD) до 13,77% (CLF), причому для базових сировинних індикаторів MAPE не перевищує 6% – рівень, при якому точкові прогнози прийнятні для оперативного планування, а довірчі інтервали – для формування резервних буферів. Другий вимір – оцінка ризику: ARCH-ефект у 19/21 рядів означає, що $\pm 1,645\sigma$ є мінімальною оцінкою невизначеності; реальний операційний буфер у кризових фазах має бути збільшений у 2–3 рази. Третій – сигнальна функція ML: розходження між лінійним (ARIMA) та нелінійним (M4 ML) прогнозом, що перевищує 10%, є кількісним індикатором підвищеної невизначеності, який формалізується у матриці стратегічного управління економічною чутливістю підприємства.

Таким чином, отримані результати забезпечують функціонування аналітично-прогностичної підсистеми управління ЕБП на основі кількісно-

верифікованих прогнозних траєкторій. Емпірично встановлена ієрархія прогнозованості (валюти → кольорові метали → чорні метали → акції), виявлені сигнали стиснення маржі та розходження між моделями, а також кількісна діагностика періодів підвищеної волатильності утворюють цілісну аналітичну базу, яка потребує подальшої трансформації у систему управлінських рішень.

Водночас самі по собі прогнозні результати, навіть найточніші, ще не відповідають на центральне управлінське питання: що саме має робити підприємство, коли рівні невизначеності на різних ринках є якісно різними? Для сировини чорних металів МАРЕ становить 1-6%, для акцій – 5-14%, для локального ринку металопродукції (п. 3.1) – 13-26%. Спроба застосувати до всіх цих ринків однакову стратегію реагування – або надмірно обтяжить ресурси підприємства, якщо обрати максимально консервативний підхід для всіх, або залишить його незахищеним на найбільш вразливих напрямках, якщо обрати мінімалістичний. Отже, між отриманими в п.п. 3.1-3.2 емпіричними результатами та конкретними управлінськими діями існує методологічний розрив, який заповнюється в наступному підрозділі через підхід щодо стратегічного управління економічною чутливістю підприємства.

3.3. Стратегії управління чутливістю як інструмент зміцнення економічної безпеки підприємства

Результати, отримані у підрозділах 3.1 та 3.2, формують емпіричний фундамент для постановки ключового управлінського питання, яке залишається відкритим після суто технічного аналізу точності прогнозів. Питання звучить так: що підприємство має робити з прогнозом, якщо рівень невизначеності на конкретному ринку є структурно і незмінно високим? Чи достатньо обрати більш складну модель, або управлінська відповідь на

прогнозний ризик є самостійним стратегічним завданням, яке виходить за межі технічного удосконалення прогнозного апарату?

Відповідь на це питання формує зміст цього підрозділу. Спираючись на теоретичні здобутки підрозділу 1.1 щодо природи економічної безпеки підприємства та концепцію адаптивного прогнозування, сформовану у підрозділі 1.3, а також на результати авторського дослідження [23], у цьому підрозділі пропонується системна концепція управління економічною чутливістю підприємства - як інструменту, що перетворює прогнозний результат на управлінське рішення і тим самим зміцнює економічну безпеку.

Термін «економічна чутливість» в управлінській і науковій літературі використовується щонайменше у двох значеннях, які слід чітко розрізняти. У вузькому, кількісному сенсі - це міра реакції результуючого показника (прибутку, грошового потоку, рентабельності) на одиничну зміну зовнішнього фактора: ціни, обмінного курсу, обсягу ринку. Саме в цьому розумінні концепція широко застосовується у фінансовому аналізі під назвою «аналіз чутливості».

У ширшому, стратегічному сенсі [23], економічна чутливість є характеристикою системи підприємства в цілому – ступенем її залежності від зовнішніх чинників, на які підприємство не може безпосередньо впливати. Йдеться про структурну вразливість, пов'язану із залежністю від імпорتنих ресурсів, від волатильних глобальних ринків сировини та енергоносіїв, від динаміки валютних курсів, від логістичних і геополітичних ланцюгів постачання. Саме ця трактовка є продуктивною для системи управління економічною безпекою підприємства.

Принципова відмінність між двома значеннями полягає в тому, що вузький кількісний аналіз є ретроспективним: він вимірює чутливість за вже відомими даними і для вже відомих сценаріїв. Стратегічне управління чутливістю є, навпаки, перспективним: воно передбачає виявлення структурних вразливостей, їх кількісну оцінку та розробку управлінської відповіді до того, як зовнішній шок матеріалізується. Саме тут прогнозний

апарат, розроблений у розділах 2 та апробований у розділах 3.1–3.2, набуває своєї управлінської функції.

Формально, управління економічною чутливістю підприємства (УЕЧП) у контексті цієї роботи визначається як систематичний процес вимірювання, моніторингу та цілеспрямованого зниження залежності підприємства від непрогнозованих або важко прогнозованих зовнішніх факторів, що реалізується через адаптивне прогнозування ключових індикаторів, коригування стратегій закупівель, ціноутворення, хеджування та управління резервами. Таке визначення органічно поєднує аналітичну (прогнозну) та управлінську (регулятивну) функції і є методологічно несуперечливим відносно концепції ЕБП, сформульованої у підрозділі 1.1.

Для того щоб управляти чутливістю, її необхідно вимірювати. Інтегральний підхід до оцінки економічної чутливості, який включає як макроекономічний, так і мікроекономічний рівень і може бути адаптований до рівня окремого підприємства. Відправною точкою є індекс економічної чутливості (ІЕЧ), що акумулює декілька вимірювань залежності підприємства від зовнішніх факторів [23].

На макрорівні у наведеному дослідженні ІЕЧ для США у 2021 році оцінювався в межах 0,18–0,22, тоді як для Китаю – на рівні 0,31–0,35. Це означає, що китайська економіка є структурно більш вразливою до зовнішніх шоків, насамперед через логістичні ризики морських маршрутів (понад 60% критичного імпорту проходить через Тайванську протоку). США, натомість, демонструють модель «розумної відкритості» завдяки доступу до трьох океанів, 400 торговельним портам та мережі вільних економічних зон. Цей принцип безпосередньо переноситься на мікрорівень: підприємство, яке сконцентрувало закупівлі в одного постачальника або одного регіону, є структурно вразливішим, ніж підприємство з диверсифікованими ланцюгами постачання.

Адаптований до рівня підприємства підхід до вимірювання економічної чутливості включає п'ять взаємопов'язаних складових, представлених у

таблиці 3.21. Кожна з них вимірюється кількісно і разом вони формують комплексну картину структурної вразливості підприємства.

Таблиця 3.21

Складові індексу економічної чутливості підприємства та їх управлінська інтерпретація

Складова чутливості	Індикатор та формула розрахунку	Практичне значення для ЕБП
Зовнішньоторговельна залежність	$ZTZ = (KEZ + KI3) / 2 \times 100$ Оптимально: $ZTZ \leq 50-60\%$	Характеризує відкритість підприємства до зовнішніх цінових шоків та логістичних збоїв
Ресурсна чутливість	$IPЧ = V_{imp} / V_{zag} \times 100$ Оптимально: $IPЧ \leq 30\%$	Вимірює частку імпорتنих ресурсів у загальних витратах підприємства
Коефіцієнт самозабезпечення	$KC3 = (Власне\ виробництво / Споживання) \times 100\%$ Оптимально: $KC3 \geq 70-80\%$	Відображає здатність підприємства покривати потреби власним виробництвом або диверсифікованими постачальниками
Валютна чутливість	$BC = (Валютні\ зобов'язання - Валютні\ активи) / Капітал$ Оптимально: $ BC \leq 0.15$	Вимірює незахищену валютну позицію підприємства відносно USD/EUR/UAH
Прогнозна невизначеність	$PH = MAPE$ середнє по ключових цінових рядах Оптимально: $PH \leq 10-12\%$	Визначає якість інформаційної бази для прийняття управлінських рішень в системі ЕБП

Джерело: узагальнено автором [23].

Особливого значення набуває остання складова - показник прогнозованої невизначеності (ПН), що безпосередньо отримується з результатів дослідження у підрозділах 3.1 та 3.2. Якщо підприємство не здатне прогнозувати ціни на критичні ресурси з похибкою до 10–12%, це означає, що фінансове планування здійснюється в умовах систематичного інформаційного дефіциту - і саме цей дефіцит є одним із ключових чинників зниження рівня економічної безпеки. Тому прогнозна точність, отримана в результаті емпіричного дослідження, стає не самоціллю, а аргументом у системі управлінських рішень.

Важливим доповненням до ІЕЧ є коефіцієнт самозабезпечення (КСЗ) [23], що розраховується як відношення власного виробництва або внутрішніх поставок до загального споживання ресурсів. На прикладі агропромислового сектора Черкащини автори демонструють, що КСЗ по насінню соняшнику становить 138%, а по кукурудзі - 180%, тоді як у фармацевтиці цей показник не перевищує 23%. Перший випадок - це структурна перевага, другий - структурна вразливість, що потребує стратегічної корекції. Аналогічна логіка застосовна до промислового підприємства: чим вищий КСЗ за критичними ресурсами та матеріалами, тим нижча його залежність від зовнішніх ринків і тим вища базова стійкість системи ЕБП.

Ключовою практичною ідеєю цього підрозділу є те, що різні рівні прогнозованої невизначеності потребують якісно різних управлінських відповідей. Це означає, що не існує однієї «правильної» стратегії управління економічною безпекою - вибір стратегії визначається вимірюваними параметрами чутливості, насамперед показником ПН, що відображає якість прогнозного апарату для конкретного ринку.

Спираючись на результати порівняльного аналізу прогнозних моделей у підрозділі 3.2 (табл. 3.18) та на результати апробації моделей на ринку металопродукції у підрозділі 3.1 (табл. 3.13), нами виокремлено чотири стратегічних рівні управлінської відповіді на прогнозовану невизначеність. Ця типологія наведена у таблиці 3.22.

Таблиця 3.22

Стратегічна типологія управлінських відповідей залежно від рівня
прогнозної невизначеності

Рівень чутливості	Критерій ПН (MAPE), %	Зона ризику ЕБП	Рекомендована стратегія управління
Низький	$ПН < 8$	Зона стійкості	Моніторингова стратегія: ARIMA-базовий прогноз, квартальна ревалідація моделей, стандартні резерви
Помірний	$8 \leq ПН < 15$	Зона підвищеної уваги	Адаптивна стратегія: ARIMA+Фур'є або SARIMA, щомісячне перенавчання, ліквідні резерви 10–15%, часткове хеджування позиції
Високий	$15 \leq ПН < 25$	Зона підвищеного ризику	Гібридна стратегія: ARIMA+Фур'є+ML (LightGBM на залишках), сценарне планування, диверсифікація постачальників, хеджування базових ризиків
Критичний	$ПН \geq 25$	Зона загрози ЕБП	Антикризова стратегія: скорочення горизонту прогнозу до 1–3 місяців, форс-мажорні резерви $\geq 20\%$, пріоритет локальних та диверсифікованих постачальників

Джерело: розроблено автором на основі результатів аналітичних оцінок

Запропонована типологія виходить за межі стандартного ризик-менеджменту у трьох важливих аспектах. По-перше, вона прив'язана не до суб'єктивних оцінок ризику, а до об'єктивно вимірюваного параметра

прогнозної точності - MAPE, який може бути розрахований для будь-якого цінового ряду за даними історичних досліджень. По-друге, вона не є статичною: підприємство може переміщуватися між стратегічними рівнями залежно від того, як змінюється стан ринку та ефективність прогнозних моделей. По-третє, для рядів з виявленим ARCH-ефектом (19 із 21 ряду згідно з табл. 3.19) реалізована помилка прогнозу у кризові періоди перевищує медіанне значення MAPE у 2–3 рази, тому стратегічний рівень за результатами таких рядів доцільно піднімати на один щабель відносно категорії, отриманої за медіанним показником. Таким чином, система управління набуває рис адаптивності, яка є центральним поняттям цієї дисертаційної роботи.

Важливо підкреслити, що «антикризова» стратегія у таблиці 3.22 не є ознакою поразки або надзвичайного стану. Це структурна відповідь на структурну проблему: якщо ринок об'єктивно непрогнозований з прийнятною точністю ($ПН \geq 25\%$), спроба покращити прогнозну модель є менш ефективним рішенням, ніж перебудова організаційних механізмів - скорочення горизонту, нарощення резервів і диверсифікація постачальників. Саме це відрізняє стратегічне управління чутливістю від технічного удосконалення прогнозного апарату.

Результати, отримані у підрозділах 3.1 та 3.2, дозволяють тепер конкретизувати зміст запропонованої стратегічної типології стосовно конкретних ринків та інструментів. Таблиця 3.23 систематизує ці результати в єдиній управлінській рамці.

Аналіз таблиці 3.23 виявляє принципово важливу для управлінської практики асиметрію. Ті ринки, на яких підприємство має найбільшу структурну залежність енергоносії та криптоактиви - одночасно є найменш прогнозованими. І навпаки, ті ринки, де прогнозна точність найвища - валютні курси (медіанний MAPE менше 2% для EUR/USD) та товарні індекси - мають нижчий рівень безпосереднього операційного впливу на поточну діяльність промислового підприємства.

Таблиця 3.23

Інтегровані результати прогнозного дослідження та управлінські імплікації
для системи ЕБП

Ринок / актив	Оптимальна модель	MAPE (медіана), %	Управлінська імплікація для ЕБП
Металопродукція (локальний ринок)	SARIMAX	12,7-26,3	Базова модель для оперативного прогнозування обсягів реалізації; щомісячна ревалідація при CV > 40%
Залізна руда, вугілля, кольорові метали (глобальний спот)	M1 ARIMA / M2 ARIMA+Fourier	3,6-6,0	Стабільна основа для планування контрактних цін; квартальний горизонт без перенавчання
Металеві ф'ючерси (глобальний)	SARIMA	6,6-7,4	Стабільна основа для планування контрактних цін; допускає квартальний горизонт без перенавчання
Курс USD/UAH	M1 ARIMA, SARIMA + Фур'є	≤ 1	Висока прогнозованість у поточному режимі, обмежена горизонтом 3–6 місяців через ризик дискретного стрибка курсу; режимні зміщення поглинено dummy-змінними
Валютні курси: EUR/USD	M1 ARIMA, SARIMA	< 2	Висока прогнозованість, базис для ціноутворення імпорتنих контрактів і фінансового планування
Енергетичні ф'ючерси (нафта WTI, Brent)	SARIMA + Фур'є	12,1-19,8	Помірна чутливість; рекомендований хеджінг на 3–6 місяців, сценарний буфер +15%
Криптоактиви, спекулятивні акції	Обмежена (будь-яка)	> 20	Критична зона; відмова від оперативного прогнозування, використання лише як індикаторів настроїв ринку
Акції металургійних компаній	M1 ARIMA / M4 ML-Rec	5,5-13,8	Випереджальний індикатор; вимагає окремої моделі для CLF (CV = 93,2%)

Джерело: на основі авторських розрахунків.

Зазначена асиметрія відображає фундаментальний факт ринкової структури: саме ті ресурси та активи, від яких найбільше залежить операційна діяльність підприємства, залучають найбільшу кількість гравців, мають

найскладнішу структуру попиту та є найчутливішими до геополітичних шоків. Для системи управління ЕБП це означає, що зусилля щодо зниження чутливості слід спрямовувати насамперед туди, де вона найвища, а не туди, де технічне вирішення виглядає найпростішим.

Для показників, що пов'язані з ринок металопродукції, результати показують, що модель SARIMAX забезпечує медіанний MAPE у діапазоні 12,7-26,3% залежно від позиції номенклатури та горизонту прогнозування. Це відповідає «адаптивній» або «гібридній» зоні в типології таблиці 3.22. Практичний висновок: для ринку металопродукції стандартного моніторингового підходу недостатньо, але при цьому ситуація не є безнадійною в антикризовому сенсі. Підприємство має достатній прогнозний ресурс для того, щоб формувати розумні закупівельні стратегії, але воно не може дозволити собі нехтувати систематичним перенавчанням моделей та нарощенням операційних резервів.

Для валютних курсів ситуація якісно інша. Медіанна помилка прогнозування курсів валют менше 2% (результати підрозділу 3.2) означає, що підприємство має надійний та стабільний прогнозний інструмент для фінансового планування контрактів в іноземній валюті. Разом із тим, у воєнних умовах динаміка УАН характеризується структурними розривами, які обмежують горизонт прогнозу до 3–6 місяців навіть при використанні найкращих моделей. Це безпосередньо впливає на строки валютних контрактів та підходи до хеджування.

Синтез теоретичних положень та емпіричних результатів дозволяє сформулювати цілісну стратегічну концепцію УЕЧП, яка охоплює чотири взаємопов'язані компоненти (рис. 3.23)

Перша компонента - діагностика чутливості. На основі методичного апарату таблиці 3.21 підприємство регулярно (рекомендовано - щоквартально або після суттєвих ринкових шоків) оцінює свій ІЕЧ по кожному критичному ресурсу та ринку. Прогнозна складова ПН при цьому отримується безпосередньо з результатів тестування адаптивних моделей на історичних

даних. Ключова умова: діагностика має бути кількісною та відтворюваною, а не базуватися на суб'єктивних оцінках менеджменту.

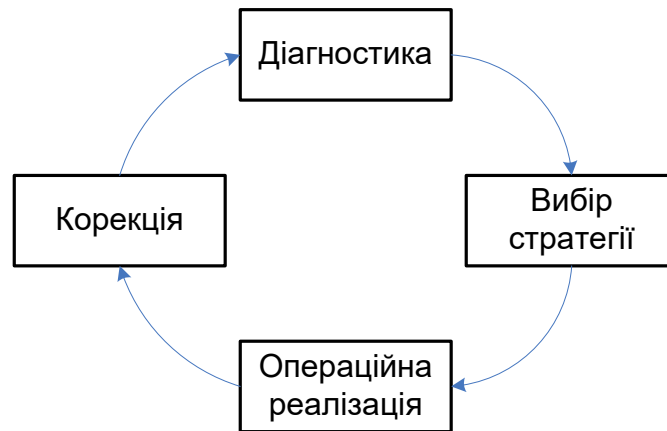


Рис. 3.23. Зв'язок між компонентами управління економічною чутливістю підприємства

Джерело: розроблено автором

Друга компонента - вибір стратегії. На підставі результатів діагностики підприємство визначає стратегічний рівень управлінської відповіді для кожного ключового ринку відповідно до типології таблиці 3.22. Принципово важливо, що різні ринки можуть вимагати різних стратегій одночасно: наприклад, для металів адаптивну стратегію, для валюти - моніторингову, а для природного газу - гібридну. Спроба застосовувати єдину стратегію до всіх ринків одночасно є типовою управлінською помилкою, яка або надмірно обтяжує ресурси підприємства (якщо застосовано підхід для найбільш вразливого ринку до всіх), або залишає підприємство структурно незахищеним на окремих напрямках.

Третя компонента - операційна реалізація. Кожна стратегія реалізується через конкретний набір управлінських інструментів. Для адаптивної стратегії – це щомісячне перенавчання прогностичних моделей, формування ліквідних резервів у розмірі 10–15% від місячного обороту по відповідному ресурсу та укладання коротших або більш гнучких контрактів. Для гібридної - додаткове залучення сценарного планування (не менше трьох сценаріїв), часткове

хеджування позиції через форвардні угоди та включення в контракти умов перегляду ціни. Операційна реалізація є тим ланцюжком, що з'єднує стратегічне рішення з конкретними фінансово-господарськими діями.

Четверта компонента - зворотній зв'язок та корекція. Система управління чутливістю є адаптивною за своєю природою: вона вимагає регулярного перегляду параметрів на основі нових прогнозних даних. Якщо фактична помилка прогнозу систематично перевищує цільове значення ПН (наприклад, протягом 3 місяців поспіль MARE перевищує верхній поріг обраної стратегії), це є сигналом для підвищення стратегічного рівня і перегляду операційних механізмів. Таким чином, система не є статичною конструкцією, а живим управлінським процесом.

Таким чином, зв'язок між чотирма компонентами УЕЧП циклічно проходить через етапи: діагностика → вибір стратегії → операційна реалізація → зворотний зв'язок → актуалізація діагностики.

Цей цикл за своєю логікою відтворює загальну концепцію адаптивного управління ЕБП, сформульовану у підрозділі 1.3, і наповнює її конкретним кількісним змістом, виведеним із результатів прикладного дослідження.

Запропонований підхід знаходить підтвердження у міжнародній управлінській практиці. Найбільш показовим є приклад Сінгапуру, де у відповідь на сукупні виклики 2019–2020 років (загострення торговельних суперечок між США і КНР та пандемія COVID-19) країна впровадила пакет фіскальних заходів «Resilience Budget» (березень 2020 р.), ключовими елементами якого стали підтримка локальних виробників у стратегічних секторах, інвестиції в резервні потужності та субсидування переходу до високих технологій.

Принципово важливим у цьому прикладі є не стільки конкретний набір заходів, скільки інституційна архітектура, що забезпечила їх реалізацію. Агенції Economic Development Board (EDB) та Enterprise Singapore виконали роль координуючого центру, який інтегрував механізми стимулювання інновацій, підтримки експорту та локалізації виробництва. На рівні

промислового підприємства аналогом такої архітектури є центр аналізу прогнозів та управління ризиками - структурний підрозділ або функціональна роль, яка координує прогнозний конвеєр, стратегічне планування та оперативні закупівлі.

Дослідники фіксують, що саме централізована координація, а не набір розрізнених ситуативних заходів, є ключовим фактором успіху Сінгапуру в управлінні економічною чутливістю. Ця закономірність цілком відтворюється на рівні підприємства: стратегія УЕЧП, реалізована через чотири описані компоненти, є ефективною лише тоді, коли вона є системною та координованою, а не набором ситуативних рішень різних підрозділів.

Узагальнюючи результати цього підрозділу, пропонується матриця стратегічного управління економічною чутливістю підприємства, яка інтегрує чотири стратегічних рівні з умовами їх застосування, ключовими інструментами та цільовими показниками ефективності (табл. 3.24).

Матриця, запропонована в табл. 3.24, є інструментом прийняття рішень для менеджменту підприємства. Вона дозволяє на основі кількісно вимірюваних параметрів (насамперед МАРЕ, КСЗ та ЗТЗ) обрати відповідну стратегію та визначити конкретний набір управлінських заходів. При цьому важливо, що матриця не призначена для разового застосування: в умовах, що змінюються, підприємство регулярно переоцінює свою позицію і за необхідності переходить між стратегічними рівнями. У випадках, коли підприємство одночасно задовольняє умови різних рівнів за різними критеріями (наприклад, ПН < 8% відповідає моніторинговій стратегії, тоді як ЗТЗ > 70% – антикризовій), застосовується принцип максимальної обережності, тобто обирається найвищий за жорсткістю стратегічний рівень з-поміж тих, чиї умови виконуються.

Інноваційна спроможність підприємства є важливою складовою стратегії управління ЕБП в умовах постійних структурних викликів [38]. Ключовою перевагою запропонованого підходу є його кількісна обґрунтованість. На відміну від якісних стратегічних матриць, де критерії

розподілу між квадрантами залишаються дискусійними, у запропонованій системі УЕЧП критерії є вимірюваними та відтворюваними. Підприємство може прорахувати власний ПН за даними бектесту, виміряти КСЗ за власною звітністю та визначити ЗТЗ із даних зовнішньоекономічної діяльності. Це перетворює стратегічне управління чутливістю з концептуального наміру на конкретну управлінську практику.

Таблиця 3.24

Матриця стратегічного управління економічною чутливістю підприємства

Стратегія	Умови застосування	Ключові інструменти	Цільові показники
Моніторингова	ПН < 8%; КСЗ > 80%; ЗТЗ < 40%	ARIMA (базова), стандартні резерви, щоквартальний перегляд	MAPE < 8%; резерв \geq 5%; варіація бюджету < 5%
Адаптивна	$8\% \leq$ ПН < 15%; КСЗ 60–80%; ЗТЗ 40–60%	ARIMA+Фур'є / SARIMA, щомісячне перенавчання, хеджування частини позиції	MAPE < 12%; резерв 10–15%; варіація бюджету < 10%
Гібридна	$15\% \leq$ ПН < 25%; КСЗ 40–60%; ЗТЗ 50–70%	ARIMA+Фур'є+ML (залишки), сценарне планування, диверсифікація постачальників	MAPE < 20%; резерв 15–20%; альтернативний постачальник за кожним критичним ресурсом
Антикризова	ПН \geq 25%; КСЗ < 40%; або ЗТЗ > 70%	Скорочення горизонту до 1–3 міс., форс-мажорний резерв, пріоритет локальних постачальників	Критерій виживання: безперервність операцій; резерв \geq 20%

Джерело: розроблено автором.

Таким чином, сформульовані підходи щодо чутливості економічної системи перетворюють прогноз із аналітичного продукту на управлінський ресурс, що безпосередньо впливає на стратегічні та оперативні рішення

підприємства. Практична цінність запропонованого підходу визначається декількома факторами. По-перше, він спирається на емпірично верифіковані результати: прогнозна точність, яка є підставою для вибору стратегії, отримана в ході реального дослідження на даних ринку металопродукції та глобальних товарних ринків, а не задана апіорі. По-друге, підхід є масштабованим: матриця таблиці 3.24 рівною мірою застосовна до малого підприємства та до великого промислового холдингу, оскільки оперує відносними показниками, а не абсолютними розмірами. По-третє, система є адаптивною в тому сенсі, що включає механізм зворотного зв'язку та регулярного перегляду стратегічного рівня на основі поточних прогнозних показників.

Система управління економічною чутливістю, описана у цьому підрозділі, є практичним внеском цього дослідження. Вона забезпечує методичний місток між теоретичними концепціями економічної безпеки підприємства, концепцією адаптивного прогнозування, технічним апаратом прогнозних моделей та їх практичною апробацією. Разом ці елементи формують цілісну систему адаптивного управління економічною безпекою підприємства, яка є методологічно обґрунтованою, емпірично верифікованою та операційно реалізованою.

Висновки за розділом 3.

Третій розділ дисертаційної роботи вирішує завдання практичної реалізації та верифікації методичного апарату, розробленого у розділах 1 та 2. Три підрозділи, з'єднані єдиною логікою, утворюють завершену доказову базу для ключових положень роботи.

1. В п. 3.1 проведено порівняльне дослідження чотирьох прогнозних моделей (SMA, CSD, SARIMA, SARIMAX) на реальних даних про реалізацію металопродукції на локальному ринку. Дослідження охоплює 84 місяці транзакційних даних (з 2017 по 2023 рр). Із 43 наявних номенклатурних

позицій для подальшого аналізу обрано 5 репрезентативних рядів, які покривають різні класи варіативності та різні рівні кореляції екзогенної змінної та показують, що SARIMAX з екзогенними змінними забезпечує найнижчу середню помилку прогнозування (MAPE від 12,7% за позицією 35 до 26,3% за позицією 01), в той же час більш прості моделі перевагу для нових позицій або в умовах турбулентності та обмежених даних. Встановлено, що метод SMA виправданий при накопиченні даних менш ніж за три місяці, а модель CSD – в стабільних умовах для позицій з вираженою сезонністю.

2. В п. 3.2 методичний апарат застосовано до панелі із 21 часового ряду ринків чорних металів та валютних курсів. Результати підтверджують системну перевагу ARIMA-базованих конфігурацій над ML-моделями. М1 ARIMA перемагає у 11 з 21 ряду, медіанний MAPE для ARIMA-класу становить 5,0% проти 6,2-8,4% для ML-моделей. Валютні курси (EUR/USD, UAH/USD) є найбільш прогнозованими (середнє найкращого MAPE становить 1,25%, з мінімумом 0,88% для UAH/USD), ціни на акції металургійних компаній з найвищою волатильністю демонструють діапазон MAPE від 5,5% до 13,8% (для CLF), тоді як ціни на сталепрокат (PPI_SteelMill MAPE 3,36%), нікель (4,01%) та залізну руду (5,55%) залишаються у зоні високої прогнозованості.

3. В п. 3.3. розроблено концепцію управління економічною чутливістю підприємства, що визначає чотири стратегічних рівні управлінської відповіді залежно від кількісно вимірюваного рівня прогнозованої невизначеності [23]. Низький рівень чутливості ($MAPE < 8\%$) відповідає детерміністичному плануванню з мінімальними резервами; помірний рівень ($8\% \leq MAPE < 15\%$) передбачає оперативний моніторинг з розширеними буферними запасами; високий рівень ($15\% \leq MAPE < 25\%$) вимагає сценарного планування та динамічного хеджування; критичний рівень ($MAPE \geq 25\%$) потребує стратегії максимальної диверсифікації та робастного прийняття рішень.

4. Запропоновано інструментарій – індекс економічної чутливості, коефіцієнт самозабезпечення та матрицю стратегічного управління – який є

операційно реалізованим та спирається на верифіковані емпіричні дані, отримані у підрозділах 3.1–3.2. Система управління економічною чутливістю забезпечує методичний місток між теоретичними концепціями ЕБП, технічним апаратом прогнозних моделей та їх практичним застосуванням для зміцнення економічної безпеки підприємства. Емпіричні результати, що отримані у п. 3.1 та 3.2 підтверджують теоретичні припущення, висунуті у п. 1.3 щодо сили сезонних факторів на локальному та глобальному рівні.

ВИСНОВКИ

1. Систематизовано концептуальні підходи до визначення ЕБП та виявлено тенденцію їх еволюції від статичної «захищеності» до динамічної «здатності управляти в умовах невизначеності». Сформульовано авторське визначення ЕБП як динамічної управлінської характеристики, що реалізується через ефективне використання ресурсного потенціалу, адаптивне управління та прогнозування у ключових функціональних підсистемах. Обґрунтовано необхідність виокремлення аналітично-прогностичної складової як системоутворюючої у структурі функціональних компонентів ЕБП.

2. Доведено, що вдосконалення процесів прийняття рішень у системі ЕБП є неможливим без підвищення якості прогностичної інформації. На основі аналізу теорії ризику, теорії прийняття рішень, концепції цінності інформації та поведінкової економіки обґрунтовано, що прогнозування є необхідним елементом механізму забезпечення ЕБП, а в умовах структурних зсувів та режимних змін воно має бути адаптивним – здатним регулярно оновлювати моделі та параметри у відповідь на нові дані.

3. Побудовано п'ятирівневу концепцію адаптивного прогнозування в системі ЕБП, що охоплює теоретичний, методологічний, інструментальний, методичний та організаційно-практичний рівні. Концепція інтегрує систему функціональних складових ЕБП з механізмом адаптивного прогнозування, що працює на локальному та глобальному рівнях та замикається через управління економічною чутливістю. Визначено відповідність рівнів концепції структурі дисертаційного дослідження.

4. Сформовано ієрархічну систему прогностичних моделей, що поєднує три рівні складності. До базового рівня належать класичні економетричні моделі сімейства SMA, CSD, ARIMA, SARIMA та SARIMAX, які забезпечують прозоре моделювання трендової та сезонної динаміки часового ряду і дають інтерпретовані результати, прийнятні для управлінського аналізу. Другий рівень включає Fourier-розширення цих моделей, що дозволяє описувати

складну сезонність – коли в даних одночасно простежуються періодичні коливання з різними циклами. Третій рівень – гібридні конфігурації, в яких до економетричної основи додаються алгоритми машинного навчання (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost) для урахування нелінійних залежностей, не охоплених попередніми моделями. Перехід до складнішої конфігурації застосовується лише тоді, коли попередня вичерпує свої можливості. Такий підхід попереджає переускладнення моделей і забезпечує компроміс між точністю прогнозу та прозорістю результатів для управлінського персоналу.

5. Розроблений інструментарій спрямований на розв'язання задач адаптивного прогнозування показників реалізації продукції підприємства на локальних ринках. Обґрунтовано умови вибору п'яти базових моделей – SMA, CSD, ARIMA, SARIMA, SARIMAX – залежно від наявності або відсутності сезонних коливань попиту, моделі сезонного впливу (адитивної, або мультиплікативної), а також вибір критеріїв прогновної невизначеності.

6. Запропонований набір прогнозних моделей застосовано до панелі із 62 часових рядів, що охоплює фінансові активи та спотові ціни на глобальних товарних ринках – металів, енергоносіїв та агропродукції. Тестування виконане за процедурою послідовного збільшення обсягу навчальної вибірки та оцінювання прогнозу на 12 місяців уперед, що відтворює реальні умови застосування моделей на підприємстві. Результати засвідчили перевагу класичних моделей сімейства ARIMA над «чистим» машинним навчанням за стабільністю та передбачуваністю помилок прогнозу. Гібридні конфігурації ARIMA та машинного навчання, не дають суттєвого покращення точності порівняно з «чистими» ARIMA, що підтверджує доцільність обмеження складності моделей достатнім для конкретного завдання рівнем.

7. Проведена емпірична верифікація на локальному ринку металопродукції (84 місяця транзакційних даних, 5 репрезентативних номенклатурних позицій) продемонструвала контекстну залежність ефективності моделей від характеристик ряду: SARIMAX з екзогенною змінною забезпечує найнижчу середню помилку (12,7-26,3% MAPE) на

повному наборі даних, проте у періоди ринкової турбулентності (2022 р.) SMA забезпечує кращу та швидшу стабілізацію прогнозу. Цей результат емпірично обґрунтовує принцип адаптивного вибору моделі залежно від режиму ринку.

8. Застосування методичного апарату до панелі зовнішнього цінового середовища металургійного підприємства (чорні метали, валютні курси, акції) дозволило встановити рівні прогнозованості: валютні курси (середнє MAPE 1,25%); кольорові метали (3,80%); чорні метали та індекси (4,99%); акції металургійних компаній (6,79%). Це відображає зростання складності ринкового середовища. Виявлено також, що для 19 з 21 досліджуваних рядів характерне явище кластеризації волатильності – періоди підвищеного коливання цін концентруються у певні фази, замість рівномірного розподілення у часі. Це означає, що класичні оцінки ризику, побудовані на припущенні постійної мінливості, систематично занижують реальний рівень загрози у кризові періоди, що обґрунтовує необхідність збільшення операційних резервів у такі фази у 2–3 рази порівняно зі стабільними умовами.

9. Розроблено систему стратегічного управління економічною чутливістю підприємства, що перетворює прогнозний результат у конкретне управлінське рішення через чотирирівневу типологію реакцій на прогнозну невизначеність (моніторингову при $ПН < 8\%$, адаптивну при $8 \leq ПН < 15\%$, гібридну при $15 \leq ПН < 25\%$, антикризову при $ПН \geq 25\%$) та матрицю управлінських інструментів із кількісно визначеними цільовими показниками. Принципова відмінність запропонованої системи від традиційних ризик-менеджерських класифікацій полягає в тому, що критерії переходу між стратегічними рівнями не задаються апріорі, а виводяться з емпірично вимірної прогнозної точності конкретного ринку, що забезпечує адаптивність системи до зміни ринкових умов у реальному часі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ареф'єва О.В., Кузенко Т.Б. Планування економічної безпеки підприємств. К.: Вид-во СУ, 2004. 169 с.
2. Архипенко Т.А., Іванова М.І. Систематизація визначень поняття «економічна безпека підприємства». Нобелівський вісник. 2021. № 1(14). С. 6–14. DOI: 10.32342/2616-3853-2021-1-14-1
3. Биткін С.В., Дериведмідь О.С., Литвин В.М. Статистичне прогнозування цін на металопрокат із урахуванням макроекономічних тенденцій. Зовнішня торгівля: економіка, фінанси, право. 2012. № 1. С. 102–106.
4. Бойко О.В., Гаврилова Н.В., Щепка О.В. Економічні та фінансові ризики діяльності корпоративних інтегрованих структур у контексті розвитку безпекового і маркетингового менеджменту інтеграційних процесів. Управління економікою: теорія та практика. Чумаченківські читання: зб. наук. праць. Київ, 2023. С. 49–59. DOI: 10.37405/2221-1187.2023.49-58
5. Вдовиченко Л.Ю., Волосюк М.В. Теоретико-методологічні аспекти формування механізму стратегічного управління економічною безпекою підприємства. Бізнес Інформ. 2020. № 10. С. 469–477. DOI: 10.32983/2222-4459-2020-10-469-477
6. Гаркуша В., Єршова Н. Систематизація наукових поглядів щодо сутності поняття «Економічної безпеки підприємства». Економіка та суспільство. 2021. № 28. DOI: 10.32782/2524-0072/2021-28-34
7. Дергалюк Б.В. Вплив цифрової трансформації на забезпечення економічної безпеки підприємства. Економічний вісник НТУУ «КПІ». 2023. № 26. С.65-68. DOI: 10.20535/2307-5651.26.2023.287057
8. Донець Л.І., Ващенко Н.В. Економічна безпека підприємства: навч. посіб. К.: ЦУЛ, 2008. 240 с.

9. Дячков Д.В., Потапюк І.П., Капран І.В. Економічна безпека в системі стратегічного управління підприємством. Економіка та суспільство. 2021. № 24. DOI: 10.32782/2524-0072/2021-24-7
10. Єрмошенко М.М., Горячева К.С. Фінансова складова економічної безпеки: держава і підприємство: наукова монографія. К.: НАУ, 2010. 232 с.
11. Ілляшенко С.М. Економічний ризик: навч. посіб. 2-ге вид. К.: ЦУЛ, 2004. 220 с.
12. Ковальська Л., Голій А., Голій Ю. Економічна безпека підприємства: сутність, структура та механізм забезпечення. Економічний форум. 2023. Т. 13, № 1. С. 126–137. DOI: 10.36910/6775-2308-8559-2023-1-16
13. Козаченко Г.В., Пономарьов В.П., Ляшенко О.М. Економічна безпека підприємства: сутність та механізм забезпечення: монографія. К.: Лібра, 2003. 280 с.
14. Колодяжна І.В., Букріна К.А. Економічна безпека в системі сталого функціонування підприємства. Науковий вісник Ужгородського національного університету. Серія: Міжнародні економічні відносини та світове господарство. 2019. Вип. 23, ч. 1. С. 135–140.
15. Ляшенко О.М. Концептуалізація управління економічною безпекою підприємства: монографія. К.: НІСД, 2015. 348 с.
16. Мінц О.Ю., Хаджинова О.В., Щепка О.В. Методи прогнозування реалізації металопродукції на локальних ринках як компонент економічної безпеки підприємств. Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка». 2025. № 38(66). С. 79–85. DOI: 10.25264/2311-5149-2025-38(66)-79-85
17. Мунтіян В.І. Економічна безпека України: монографія. К.: КВІЦ, 1999. 462 с.
18. Пілецька С.Т., Коритько Т.Ю., Ткаченко Є.В. Модель інтегральної оцінки економічної безпеки підприємства. Економічний вісник Донбасу. 2021. № 3(65). С. 56–65. DOI: 10.12958/1817-3772-2021-3(65)-56-65

19. Покропивний С.Ф. Економіка підприємства: підручник. 2-ге вид. К.: КНЕУ, 2001. 528 с.
20. Прохорова, В., Крутова, А., Дяченко, К.. Економічна безпека підприємств України в умовах дестабілізаційного розвитку. Адаптивне управління: теорія і практика. 2022. Т. 14, № 28. DOI: 10.33296/2707-0654-14(28)-10
21. Ролік О., Уляницька К., Амонс О. Адаптація визначення четвертої нормальної форми для сучасного проєктування баз даних. Адаптивні системи автоматичного управління. 2025. № 2(47). С.204-212.
22. Український центр сталевих будівництва. Огляд ринку металоконструкцій 2022–2023 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://uscc.ua/uploads/page/images/publications/oglyad_rynku_2023.pdf (дата звернення: 09.02.2026).
23. Ус Г.О., Солодкий Д.С., Щепка О.В. Національні та міжнародні виміри економічної чутливості, що забезпечують економічну безпеку в контексті глобальної гео економічної конкуренції. Вісник економічної науки України. 2025. № 1(48). С. 33–38. DOI: 10.37405/1729-7206.2025.1(48).33-38
24. Хаджинова О. В., Щепка О. В. Концепція адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства. Успіхи і досягнення у науці. 2026. № 4(26). С. 2304–2313.
25. Хаджинова О.В., Жовновач Р.І., Щепка О.В. Забезпечення економічної безпеки виробничого підприємства у цифровому середовищі. Центральноукраїнський науковий вісник. Економічні науки. 2024. Вип. 12(45). С. 224–235. DOI: 10.32515/2663-1636.2024.12(45).224-235
26. Чеверда С.С., Максишко Н.К., Куркула С.Г. Прогнозування ціни на продукцію металургійної галузі методами дискретної нелінійної динаміки. Вісник Запорізького національного університету. Економічні науки. 2015. № 2. С. 100–109.
27. Чередніченко С.В. Прогнозування тенденцій світового ринку металопродукції та експортної діяльності металургійної галузі України.

Вісник Східноєвропейського університету економіки і менеджменту. 2014. № 1. С. 38–43.

28. Чернишов О. Особливості застосування концепції адаптивного управління при забезпеченні економічної безпеки підприємства. Економіка та суспільство. 2023. № 48. DOI: 10.32782/2524-0072/2023-48-13

29. Шайтанова, В.В., Планування та прогнозування зовнішньоекономічної діяльності металургійного підприємства ПАТ «Запоріжсталь». Запоріжжя. ЗНУ. 129 с.

30. Щепка О.В. Адаптація підприємств до умов сьогодення. Наука як універсальний інструмент розвитку: збірник тез наукової конференції молодих вчених (м. Краматорськ, 23 грудня 2022 р.). Краматорськ, 2022. С. 149–151.

31. Щепка О.В. Бізнес-моделі в умовах цифрової економіки. Цифрове суспільство: міжнародні економічні відносини, управління, фінанси та соціум: матеріали міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 02 травня 2024 р.). Дніпро: Університет митної справи та фінансів, 2024. С. 197–199.

32. Щепка О.В. Специфіка забезпечення економічної безпеки в умовах цифровізації. Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації: тези доповідей (Дніпро, 25–26 травня 2023 р.). Маріуполь – Дніпро: ПДТУ, 2023. С. 85–87.

33. Щепка О.В. Трансформація бізнес-моделей в умовах цифрової економіки. Синергія науки і бізнесу у повоєнному відновленні регіонів України: матеріали II Міжнародної науково-практичної конференції. Т. 2 (ХНТУ, 24–26 квітня 2024 р.). Одеса: Олді+, 2024. С. 180–182.

34. Щепка О.В. Управління економічною безпекою підприємств в умовах війни. Нова економіка України в контексті сталого розвитку в умовах сучасної геополітичної ситуації: тези доп. учасників науково-практичної конференції здобувачів вищої освіти та молодих вчених (м. Дніпро, 18 листопада 2022 р.). Дніпро: ДВНЗ «ПДТУ», 2022. С. 127–131.

35. Щепка О.В. Цифрові бізнес-моделі в умовах сучасної економіки. Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації: тези доповідей Міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 24–25 травня 2024 р.). Дніпро: ПДТУ, 2024. С. 102–106.

36. Щепка О.В., Сало С.О., Григор С.І. Напрямки підвищення рівня економічної безпеки підприємств під впливом цифровізації та адаптивного управління. Економічний вісник Донбасу. 2024. № 1–2(75–76). С. 98–102. DOI: 10.12958/1817-3772-2024-1-2(75-76)-98-102

37. Щепка О.В., Сало С.О., Савенчук І.С. Економічна безпека підприємства на засадах адаптації до викликів цифрового середовища. Вісник Східноєвропейського університету економіки і менеджменту. 2024. Вип. 1(31). С. 176–187. DOI: 10.58253/2078-1628-2024-1(31)-006

38. Щепка О.В., Хаджинова О.В. Внутрішня інноваційна спроможність як складова стратегії управління економічною безпекою підприємства. Євроінтеграційний вектор сталого розвитку України, як напрям забезпечення економічної безпеки держави в контексті геополітичної ситуації: тези доповідей III Міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 23–24 травня 2025 р.). Дніпро: ДВНЗ «ПДТУ», 2025. С. 12–17.

39. Щепка О.В., Хаджинова О.В. Економічна безпека бізнесу в умовах війни. Цифрове суспільство: міжнародні економічні відносини, управління, фінанси та соціум: матеріали міжнародної науково-практичної конференції (Дніпро, 25 квітня 2025 р.). Дніпро: Університет митної справи та фінансів, 2025. С. 111–113.

40. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968. Vol. 23, No. 4. P. 589–609.

41. Baker S.R., Bloom N., Davis S.J. Measuring economic policy uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*. 2016. Vol. 131, No. 4. P. 1593–1636.

42. Baranovskyi O., Kuzheliev M., Zherlitsyn D., Serdyukov K., Sokyрко O. Cryptocurrency market trends and fundamental economic indicators: Correlation

and regression analysis. *Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice*. 2021. Vol. 3, No. 38. P. 249–261. DOI: 10.18371/fcaptp.v3i38.237454

43. Baudino P., Goetschmann R., Henry J., Taniguchi K., Zhu W. Stress-testing banks: A comparative analysis. *FSI Insights on Policy Implementation No. 12*. Bank for International Settlements, 2018.

44. Bellman R. *Dynamic programming*. Princeton University Press, 1957.

45. Bitto A.K., Mahmud I., Bijoy M.H.I., Jannat F.T., Arman M.S., Shohug M.M.H., Jahan H. CryptoAR: Scrutinizing the trend and market of cryptocurrency using machine learning approach on time series data. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*. 2022. Vol. 28, No. 3. P. 1684–1696. DOI: 10.11591/ijeecs.v28.i3.pp1684-1696

46. Blakyta G., Ganushchak T. Enterprise financial security as a component of the economic security of the state. *Investment Management and Financial Innovations*. 2018. Vol. 15, No. 2. P. 248–256. DOI: 10.21511/imfi.15(2).2018.22

47. Bloom N. The impact of uncertainty shocks. *NBER Working Paper No. 13385*. National Bureau of Economic Research, 2007.

48. Bok B., Caratelli D., Giannone D., Sbordone A., Tambalotti A. Macroeconomic nowcasting and forecasting with big data. *Federal Reserve Bank of New York Staff Reports*, No. 830. 2017.

49. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994. 598 p.

50. Carta S., Consoli S., Podda A.S., Recupero D.R., Stanciu M.M. An explainable artificial intelligence tool for statistical arbitrage. *Software Impacts*. 2022. Vol. 14. Article 100354. DOI: 10.1016/j.simpa.2022.100354

51. Cherep A., Babmindra D., Khudoliei L., Kusakova Y. Assessment of the level of financial and economic security at machine-building enterprises: evidence from Ukraine. *Problems and Perspectives in Management*. 2020. Vol. 18, No. 1. P. 33–47. DOI: 10.21511/ppm.18(1).2020.04

52. Cleveland R.B., Cleveland W.S., McRae J.E., Terpenning I. STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess. *Journal of Official Statistics*. 1990. Vol. 6, No. 1. P. 3–73.

53. Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission. *Enterprise risk management – Integrating with strategy and performance*. COSO, 2017.

54. de Waal G.A., Kenworthy A.L., Opatska S., Trevoho O., Boychuk Y., Kozlova V. Exposing pathways to organisational resilience: Revenue recovery patterns among Ukrainian firms in a war economy. *Journal of Contingencies and Crisis Management*. 2025. Vol. 33, No.2. Article e70058. P.1-13. DOI: 10.1111/1468-5973.70058

55. Demirel U., Cam H., Unlu R. Predicting stock prices using machine learning methods and deep learning algorithms. *Gazi University Journal of Science*. 2021. Vol. 34, No. 1. P. 63–82. DOI: 10.35378/gujs.679103

56. Ding Y., Sun N., Xu J., Li P., Wu J., Tang S. Research on Shanghai Stock Exchange 50 Index forecast based on deep learning. *Mathematical Problems in Engineering*. 2022. Vol. 2022. Article 1367920. DOI: 10.1155/2022/1367920

57. Dixit A.K., Pindyck R.S. *Investment under uncertainty*. Princeton University Press, 1994.

58. Durairaj M., Mohan B.H.K. Statistical evaluation and prediction of financial time series using hybrid regression prediction models. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*. 2021. Vol. 9, No. 4. P. 245–255.

59. Evans G.W., Honkapohja S. *Learning and expectations in macroeconomics*. Princeton University Press, 2001.

60. Federal Reserve Bank of St. Louis. FRED – Federal Reserve Economic Data. URL: <https://fred.stlouisfed.org> (дата звернення 10.02.2026)

61. Frolova L., Zhadko K., Ilyash O., Yermak S., Nosova T. Model for opportunities assessment to increase the enterprise innovation activity. *Business: Theory and Practice*. 2021. Vol. 22, No. 1. P. 1–11.

62. Gonchar V., Kalinin O., Polupanova K. Mergers and acquisitions as a component of management of economic security in the conditions of instability of geopolitical situation. *Economic Analysis*. 2022. Vol. 32, No. 2. P.53–61.

63. Giannone D., Reichlin L., Small D.H. Nowcasting GDP and inflation: The real-time informational content of macroeconomic data releases. *ECB Working Paper Series*, No. 633. European Central Bank, 2006.

64. Gilboa I., Schmeidler D. Maxmin expected utility with non-unique prior. *Journal of Mathematical Economics*. 1989. Vol. 18, No. 2. P. 141–153.

65. Hansen L.P., Sargent T.J. Robust control and model uncertainty. *American Economic Review*. 2001. Vol. 91, No. 2. P. 60–66. DOI: 10.1257/aer.91.2.60

66. Henttu-Aho T. The role of rolling forecasting in budgetary control systems: Reactive and proactive types of planning. *Journal of Management Control*. 2018. Vol. 29. P. 327–360. DOI: 10.1007/s00187-018-00273-6

67. Horn F., Pack R., Rieger M. The autofeat Python library for automated feature engineering and selection. *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. ECML PKDD 2019. LNCS*. 2019. Vol. 11907. P. 111–120. DOI: 10.1007/978-3-030-43823-4_10

68. Hutsaliuk O., Tsaturian R., Kalinin O., Gedz M., Buhaieva M., Kramskyi S., Navolokina A. Technological Synergy of Engineering Integrating in Digitalization Economy, Nanotechnology and Intelligent Digital Marketing for Corporate Enterprises in Provisions of their Economic Security. *Nanotechnology Perceptions*. 2024. Vol. 20. No. S8. P. 348–366. DOI: 10.62441/nano-ntp.vi.1295

69. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and practice*. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3>

70. Hyndman R.J., Khandakar Y. Automatic time series forecasting: the forecast package for R. *Journal of Statistical Software*. 2008. Vol. 27, No. 3. P. 1–22. DOI: 10.18637/jss.v027.i03

71. Ianioglo A., Polajeva T. Origin and definition of the category of economic security of enterprise. *Business and Management* 2016. Vilnius Gediminas Technical University. DOI: 10.3846/bm.2016.46

72. Ianioglo A., Polajeva T. The essence and phases of the comprehensive system of ensuring the economic security of enterprise. *International Journal of Learning and Change*. 2017. Vol. 9, No. 1. P. 59-74. DOI: 10.1504/IJLC.2017.084223

73. Ilyash O., Lupak R., Kravchenko M., Trofymenko O., Duliaba N., Dzhadan I. A forecasting model for assessing the influence of the components of technological growth on economic security. *Business: Theory and Practice*. 2022. Vol. 23, No. 1. P. 175–186. DOI: 10.3846/btp.2022.15298

74. International Monetary Fund. *World economic outlook, October 2025: A new global economic landscape slowly takes shape*. Chapter 1. IMF, 2025.

75. International Organization for Standardization. *ISO 31000:2018: Risk management – Guidelines*. 2nd ed. ISO, 2018. URL: <https://www.iso.org/standard/65694.html>

76. Kahneman D., Tversky A. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*. 1979. Vol. 47, No. 2. P. 263–291.

77. Karamolegkos S., Koulouriotis D.E. Advancing short-term load forecasting with decomposed Fourier ARIMA: A case study on the Greek energy market. *Energy*. 2025. Vol. 325. Article 135854. DOI: 10.1016/j.energy.2025.135854

78. Khalina O., Bazyliuk V., Chornenka O., Krasilych I., Korzh M. Formation of organizational support for the management of the economic security of engineering enterprises: methodical and practical aspects. *Business: Theory and Practice*. 2019. Vol. 20. P. 317–328. DOI: 10.3846/btp.2019.30

79. Kim J., Kim H., Kim H., Lee D., Yoon S. A comprehensive survey of deep learning for time series forecasting: architectural diversity and open challenges. *Artificial Intelligence Review*. 2025. Vol. 58. Article 216. DOI: 10.1007/s10462-025-11223-9

80. Knight F.H. Risk, Uncertainty and Profit, Boston–New York, Houghton Mifflin Company, 1921.

81. Kuzheliev M., Zherlitsyn D., Rekunenko I., Nechyporenko A., Nemsadze G. The impact of inflation targeting on macroeconomic indicators in Ukraine. *Banks and Bank Systems*. 2020. Vol. 15, No. 2. P. 94–104. DOI: 10.21511/bbs.15(2).2020.09

82. Lago J., Marcjasz G., De Schutter B., Weron R. Forecasting day-ahead electricity prices: A review of state-of-the-art algorithms, best practices, and an open-access benchmark. *Applied Energy*. 2021. Vol. 293. Article 116983. DOI: 10.1016/j.apenergy.2021.116983

83. Lucas R.E., Jr. Econometric policy evaluation: A critique. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*. 1976. Vol. 1. P. 19–46. DOI: 10.1016/S0167-2231(76)80003-6

84. Mák F. Szezonális előrejelzési bizonytalanság a villamosenergia-piacon. *Statisztikai Szemle*. 2023. Vol. 101, No. 5. P. 403–439. DOI: 10.20311/stat2023.05.hu0403

85. Melnyk S., Shprudko N., Kolosovska I., Berest I., Pasichnyk M. Anti-crisis personnel management in the process of ensuring the economic security of the enterprise. *Business: Theory and Practice*. 2020. Vol. 21, No. 1. P. 272–281. DOI: 10.3846/btp.2020.11438

86. Min L.Z., Sufahani S.F., Abu N., Howe L.K. Forecasting of rice production in Malaysia using naïve, holt's linear trend, ARIMA, and feedforward backpropagation neural network. *Multidisciplinary Science Journal*. 2025. Vol. 8, No. 2. Article 2026038. DOI: 10.31893/multiscience.2026038

87. Mints O., Kolodiziev O., Khadzhynova O., Krupka M., Demchyshak N., Shchepka O., Sidelov P., Zaplatynskyi M. Detection of the impact of technology maturity on investment activity in the industry using the example of FinTech. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2026. Vol. 2, No. 13 (140). P. 62–72. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2026.356116>

88. Muth J.F. Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica*. 1961. Vol. 29, No. 3. P. 315–335. DOI: 10.2307/1909635
89. Obłój K., Voronovska R. How business pivots during war: Lessons from Ukrainian companies' responses to crisis. *Business Horizons*. 2024. Vol. 67, No. 1. P. 93–105. DOI: 10.1016/j.bushor.2023.09.001
90. Organisation for Economic Co-operation and Development. OECD system of composite leading indicators. OECD, 2012.
91. Panchenko V., Ivanova R., Fedynets N., Viunyk O., Androshchuk I., Guk O. Methodological approach to the implementation of planning in the management system of innovative and production activities of enterprises for the sustainable economic development of the region. *International Journal of Sustainable Development & Planning*. 2022. Vol. 17, No. 8. DOI: 10.18280/ijdsdp.170805
92. Passos D., Mishra P. A tutorial on automatic hyperparameter tuning of deep spectral modelling for regression and classification tasks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2022. Vol. 223. Article 104520. DOI: 10.1016/j.chemolab.2022.104520
93. Pavlatos C., Makris E., Fotis G., Vita V., Mladenov V. Utilization of artificial neural networks for precise electrical load prediction. *Technologies*. 2023. Vol. 11, No. 3. Article 70. DOI: 10.3390/technologies11030070
94. Pushak Y., Lagodiienko V., Basiurkina N., Nemchenko V., Lagodiienko N. Formation the system for assessing the economic security of enterprise in the agricultural sector. *Business: Theory and Practice*. 2021. Vol. 22, No. 1. P. 80–90. DOI: 10.3846/btp.2021.13013
95. Regulation (EU) 2023/956 of the European Parliament and of the Council of 10 May 2023 establishing a carbon border adjustment mechanism. *Official Journal of the European Union*. 2023. L 130. P. 52–104. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2023/956/oj/eng> (дата звернення: 10.02.2026).
96. Reis F.P., Ferreira H.V., Rocha A.P. Framework to predict energy prices and trades in the wholesale market of PowerTAC. *Proceedings of the International*

Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART). SciTePress, 2022. P. 359-366. DOI: 10.5220/0010898000003116

97. Savage L.J. The foundations of statistics. 2nd rev. ed. Dover Publications, 1972.

98. Schratz P., Muenchow J., Iturritxa E., Richter J., Brenning A. Hyperparameter tuning and performance assessment of statistical and machine-learning algorithms using spatial data. *Ecological Modelling*. 2019. Vol. 406. P. 109–120. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2019.06.002

99. Sen J., Mehtab S. Volatility modeling of stocks from selected sectors of the Indian economy using GARCH. 2021 Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON). Pune, India. DOI: 10.1109/ASIANCON51346.2021.9544977

100. Shalimova N., Fomenko A. Compliance management system in Ukrainian higher education institutions: implementing and transforming. Current issues of ensuring socio-economic security in conditions of modern challenges / ed. by M. Rašticová, N. Versal, N. Tkalenko. 2024. P. 275.

101. Sherly A., Christo M.S., Elizabeth J.V. A hybrid approach to time series forecasting: Integrating ARIMA and Prophet for improved accuracy. *Results in Engineering*. 2025. Vol. 27. Article 105703. DOI: 10.1016/j.rineng.2025.105703

102. Shih K.-H., Wang Y.-H., Kao I.-C., Lai F.-M. Forecasting ETF performance: A comparative study of deep learning models and the Fama-French three-factor model. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, No. 19. Article 3158. DOI: 10.3390/math12193158

103. Shtangret A., Topalova E., Polovcev O., Chornenka O., Musiyovskyi A. Practical aspects of the use of antisipative management in the process of ensuring the economic security of an enterprise. *Business: Theory and Practice*. 2021. Vol. 22, No. 1. P. 202–210. DOI: 10.3846/btp.2021.13556

104. Shynkar S., Gontar Z., Dubyna M., Nasypaiko D., Fleychuk M. Assessment of economic security of enterprises: theoretical and methodological

aspects. *Business: Theory and Practice*. 2020. Vol. 21, No. 1. P. 261–271. DOI: 10.3846/btp.2020.11573

105. Simon H.A. A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*. 1955. Vol. 69, No. 1. P. 99–118. DOI: 10.2307/1884852

106. Smith T.G. API references: pmdarima.arima: ARIMA estimator & differencing tests. pmdarima: ARIMA estimators for Python. 2025. URL: <https://alkaline-ml.com/pmdarima/modules/classes.html>

107. Sokolovska Z., Ivchenko I., Ivchenko O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. Vol. 5, No. 9. P. 14–27. DOI: 10.15587/1729-4061.2024.313490

108. Stier Q., Gehlert T., Thrun M.C. Multiresolution forecasting for industrial applications. *Processes*. 2021. Vol. 9, No. 10. Article 1697. DOI: 10.3390/pr9101697

109. Subramanian K., Rawlings J.B., Maravelias C.T. Economic model predictive control for inventory management in supply chains. *Computers & Chemical Engineering*. 2014. Vol. 64. P. 71–80. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2014.01.006

110. Taleb N.N. *Antifragile: How to Live in a World We Don't Understand*. London: Allen Lane. 2012.

111. Timbers T., Campbell T., Lee M., Ostblom J., Heagy L. *Data science: A first introduction with Python*. 1st ed. Chapman and Hall/CRC, 2024. DOI: 10.1201/9781003438397

112. van Jaarsveldt C., Peters G.W., Ames M., Chantler M. Package CovRegpy: Regularized covariance regression and forecasting in Python. *Annals of Actuarial Science*. 2024. Vol. 18, No. 2. P. 474–508. DOI: 10.1017/S1748499524000101

113. Wang Y., Guo Z., Zhang Y., Hu X., Xiao J. Iron ore price prediction based on multiple linear regression model. *Sustainability*. 2023. Vol. 15. Article 15864. DOI: 10.3390/su152215864

114. Warne A. DSGE model forecasting: Rational expectations vs. adaptive learning. ECB Working Paper Series, No. 2768. European Central Bank, 2023.
115. World Bank. Commodity price data. URL: <https://www.worldbank.org/en/research/commodity-markets>
116. Xu S., Poh K.-L. Value of information analysis in dynamic decision models. Working Notes of the AAI Spring Symposium on Information Refinement and Revision for Decision Making. AAI Press, 2002. URL: <https://cdn.aaai.org/Symposia/Spring/2002/SS-02-03/SS02-03-015.pdf>
117. Yahoo Finance. Financial data and market quotes. URL: <https://finance.yahoo.com> (дата звернення 10.02.2026).
118. Zakrzewski G., Skonieczka K., Małkiński M., Mańdziuk J. ReModels: Quantile regression averaging models. *SoftwareX*. 2024. Vol. 28. Article 101905. DOI: 10.1016/j.softx.2024.101905
119. Zherlitsyn D. Financial data analysis using Python. *Mercury Learning and Information*, 2024. DOI: 10.1515/9781501521843
120. Zherlitsyn D., Kravchenko M., Mints O., Kolodiziev O., Khadzhynova O., Shchepka O. Econometric and Python-Based Forecasting Models for Global Market Price Prediction Under Economic Security Conditions. *Econometrics*. 2025. Vol. 13, No. 4. Article 52. DOI: 10.3390/econometrics13040052
121. Zio E., Miqueles L. Digital twins in safety analysis, risk assessment and emergency management. *Reliability Engineering & System Safety*. 2024. Vol. 246. Article 110040. DOI: 10.1016/j.ress.2024.110040
122. Zybareva O., Shevchenko I., Tulchynska S., Popov O., Yangulov E. Assessment of spatial challenges of the economic security system of industrial enterprises. *International Journal of Safety and Security Engineering*. 2022. Vol. 12, No. 4. P. 421–428. DOI: 10.18280/ijssse.120402

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А.

ПРИКЛАД ПІДБОРУ ПАРАМЕТРІВ МОДЕЛІ SARIMA ЧЕРЕЗ
МІНІМІЗАЦІЮ МЕТРИКИ AIC

```

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(1,2,1)(0,1,1)[12] : AIC=inf, Time=0.60 sec
ARIMA(0,2,0)(0,1,0)[12] : AIC=738.394, Time=0.02 sec
ARIMA(1,2,0)(1,1,0)[12] : AIC=716.767, Time=0.22 sec
ARIMA(0,2,1)(0,1,1)[12] : AIC=inf, Time=0.26 sec
ARIMA(1,2,0)(0,1,0)[12] : AIC=728.245, Time=0.05 sec
ARIMA(1,2,0)(2,1,0)[12] : AIC=707.982, Time=0.49 sec
ARIMA(1,2,0)(2,1,1)[12] : AIC=709.978, Time=0.85 sec
ARIMA(1,2,0)(1,1,1)[12] : AIC=inf, Time=0.28 sec
ARIMA(0,2,0)(2,1,0)[12] : AIC=725.138, Time=0.28 sec
ARIMA(2,2,0)(2,1,0)[12] : AIC=700.516, Time=0.52 sec
ARIMA(2,2,0)(1,1,0)[12] : AIC=705.844, Time=0.21 sec
ARIMA(2,2,0)(2,1,1)[12] : AIC=702.396, Time=1.11 sec
ARIMA(2,2,0)(1,1,1)[12] : AIC=inf, Time=0.31 sec
ARIMA(3,2,0)(2,1,0)[12] : AIC=695.925, Time=0.73 sec
ARIMA(3,2,0)(1,1,0)[12] : AIC=696.693, Time=0.33 sec
ARIMA(3,2,0)(2,1,1)[12] : AIC=698.375, Time=1.66 sec
ARIMA(3,2,0)(1,1,1)[12] : AIC=696.282, Time=0.50 sec
ARIMA(3,2,1)(2,1,0)[12] : AIC=inf, Time=0.89 sec
ARIMA(2,2,1)(2,1,0)[12] : AIC=inf, Time=0.75 sec
ARIMA(3,2,0)(2,1,0)[12] intercept : AIC=697.943, Time=0.75 sec

```

```

Best model: ARIMA(3,2,0)(2,1,0)[12]
Total fit time: 10.921 seconds

```

```

--- Best SARIMA ---

```

SARIMAX Results

```

=====
Dep. Variable: y No. Observations: 56
Model: SARIMAX(3, 2, 0)x(2, 1, 0, 12) Log Likelihood -341.963
Date: Sun, 10 Aug 2025 AIC 695.925
Time: 14:10:54 BIC 706.351
Sample: 0 HQIC 699.747
- 56
Covariance Type: opg
=====

```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	-1.0786	0.166	-6.494	0.000	-1.404	-0.753
ar.L2	-0.8641	0.183	-4.728	0.000	-1.222	-0.506
ar.L3	-0.4256	0.171	-2.487	0.013	-0.761	-0.090
ar.S.L12	-0.8992	0.187	-4.811	0.000	-1.266	-0.533
ar.S.L24	-0.3840	0.242	-1.585	0.113	-0.859	0.091
sigma2	5.998e+05	2.23e+05	2.686	0.007	1.62e+05	1.04e+06

```

=====
Ljung-Box (L1) (Q): 0.48 Jarque-Bera (JB): 2.19
Prob(Q): 0.49 Prob(JB): 0.33
Heteroskedasticity (H): 1.44 Skew: -0.25
Prob(H) (two-sided): 0.50 Kurtosis: 2.00
=====

```

```

Warnings:

```

```

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

```

```

--- Prognostic Results ---

```

Date	Actual value	Forecast (SARIMA)	Low conf (95%)	High conf (95%)
2021-09-01	4025.73	2836.81	1318.87	4354.74

ДОДАТОК Б.
ПАРАМЕТРИ МОДЕЛЕЙ АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА
СВІТОВИХ РИНКАХ

Table Б1. Descriptive statistics and time-series diagnostics for financial assets, futures, commodity prices, and market indices.

Symbol of the Series	N	Median	CV	Skew	Kurtosis	ADF-d	ADF-p	STL-s
TSLA	182	19.16	1.28	1.06	-0.36	1	0.00	0.00
MSTR	240	13.34	2.02	4.03	16.35	3	0.51	0.00
MARA	159	20.12	1.03	1.37	1.02	0	0.04	0.00
LUMN	240	11.92	0.37	-0.61	0.10	1	0.00	0.12
MSFT	240	39.41	1.16	1.34	0.54	1	0.00	0.00
TSM	240	16.87	1.22	1.73	2.41	3	0.45	0.00
V	209	77.01	0.82	0.67	-0.67	1	0.00	0.10
NVDA	240	0.66	2.29	3.04	8.58	3	1.00	0.00
AVGO	192	18.66	1.47	2.43	5.86	3	1.00	0.24
CELH	223	1.29	1.71	2.10	4.26	1	0.00	0.00
WMT	240	20.16	0.71	1.70	2.89	3	0.82	0.00
MO	240	25.49	0.61	0.23	-1.01	1	0.01	0.00
SCHW	240	25.03	0.68	0.87	-0.46	1	0.00	0.00
UMC	240	1.59	0.86	1.34	0.10	1	0.00	0.00
KO	247	29.56	0.50	0.56	-0.70	1	0.00	0.00
STLA	182	6.13	0.65	0.76	-0.03	1	0.00	0.01
BTC	131	9630.72	1.18	1.42	1.29	3	0.09	0.00
ETH	93	1621.30	0.78	0.38	-1.07	1	0.00	0.00
XRP	93	0.49	0.88	2.19	4.21	1	0.00	0.12
USDT	93	1.00	0.00	1.31	10.01	1	0.00	0.26
EUR	247	1.20	0.11	0.47	-0.62	1	0.00	0.00
JPY	247	109.83	0.17	0.47	0.09	1	0.00	0.05
KZT	247	182.82	0.45	0.38	-1.49	1	0.00	0.04
FCL	247	70.76	0.29	0.27	-0.30	0	0.01	0.03
FBZ	217	75.63	0.30	0.16	-0.84	0	0.03	0.00
FNG	247	3.58	0.53	1.62	2.76	0	0.01	0.00
FGC	247	1298.53	0.40	0.79	1.43	1	0.00	0.13
FSI	247	17.89	0.37	0.62	-0.06	1	0.00	0.00
FPL	237	1034.45	0.26	0.93	-0.08	1	0.00	0.00
FHG	247	3.19	0.25	-0.08	-0.38	1	0.00	0.03
FZC	247	398.23	0.32	0.58	-0.49	1	0.00	0.00
FZS	247	1029.51	0.26	0.08	-0.72	1	0.00	0.08
FZW	247	543.74	0.27	0.83	0.91	0	0.01	0.00
FKC	247	134.61	0.37	1.71	3.34	1	0.00	0.00
FCC	247	2552.38	0.60	2.99	8.68	1	0.00	0.00
FSB	247	16.32	0.30	0.64	-0.06	0	0.05	0.05
FCT	247	71.20	0.32	2.18	7.03	0	0.00	0.03
WTI	247	70.84	0.29	0.27	-0.31	0	0.01	0.03
NGUS	247	3.54	0.54	1.60	2.77	0	0.00	0.00
NGEU	247	8.79	0.79	3.74	17.88	0	0.00	0.02
COA	247	2.48	0.54	2.98	9.24	1	0.04	0.00
CFAR	247	3.47	0.34	1.42	2.11	1	0.00	0.00
PALM	247	826.02	0.30	0.78	0.92	0	0.01	0.03
SOY	247	430.11	0.25	0.27	-0.62	1	0.00	0.00
SBOIL	247	911.90	0.29	0.81	0.52	1	0.00	0.00

Symbol of the Series	N	Median	CV	Skew	Kurtosis	ADF-d	ADF-p	STL-s
MAIZ	247	177.43	0.31	0.59	-0.54	1	0.00	0.01
WHRW	247	246.25	0.30	0.73	0.21	0	0.02	0.00
SUGW	247	0.37	0.28	0.47	-0.38	0	0.05	0.04
KCL	247	301.50	0.52	2.00	5.08	1	0.00	0.00
ALUM	247	2069.24	0.19	0.47	-0.22	0	0.03	0.00
IORE	247	100.10	0.37	0.62	-0.42	0	0.02	0.00
CU	247	7061.02	0.24	-0.25	-0.54	0	0.04	0.00
ZN	247	2366.68	0.27	0.40	0.07	0	0.04	0.00
GOLD	247	1299.58	0.40	0.80	1.45	1	0.00	0.14
TCI	247	94.40	0.26	0.36	-0.64	0	0.04	0.00
ENER	247	94.71	0.31	0.39	-0.43	0	0.03	0.00
AGRI	247	93.72	0.18	-0.17	-0.77	1	0.00	0.00
MMIN	247	90.28	0.22	-0.02	-0.75	0	0.03	0.03
BMEX	247	94.23	0.21	-0.01	-0.62	0	0.04	0.00
PMET	247	102.30	0.38	0.65	1.02	1	0.00	0.11
DJI	247	17302.14	0.49	0.71	-0.72	1	0.00	0.00
SPX	247	2028.18	0.57	0.99	-0.06	1	0.00	0.00

Table B2. Forecast accuracy for the ARIMA-based, Fourier-augmented, and ML residual-corrected models.

Domain/Symbol of the Series	Model/Metric					
	ARIMA		ARIMA + Fourier		ARIMA + Fourier + ML	
	Average of Test MAPE	Min of Test MAPE	Average of Test MAPE	Min of Test MAPE	Average of Test MAPE	Min of Test MAPE
Financial assets	23.75	0.11	24.21	0.12	24.71	0.08
AVGO	17.37	10.82	16.80	9.31	16.53	9.43
BTC	29.61	26.00	31.23	25.79	30.20	24.98
CELH	49.89	20.50	51.38	39.42	53.36	41.22
ETH	23.14	18.38	24.66	17.35	24.54	14.96
EUR	2.21	1.16	2.21	1.56	2.16	1.43
JPY	6.13	5.40	6.40	6.30	6.40	6.03
KO	7.00	5.81	6.72	4.93	6.68	5.21
KZT	3.63	3.20	4.03	3.16	4.35	3.62
LUMN	89.78	39.40	93.92	43.31	93.78	43.43
MARA	30.58	21.52	32.62	14.88	36.11	17.86
MO	11.04	4.80	10.82	2.90	11.08	3.18
MSFT	17.00	4.37	13.61	4.10	13.75	4.01
MSTR	49.92	45.00	48.85	45.59	48.54	45.35
NVDA	41.27	33.91	40.83	28.40	40.97	28.83
SCHW	19.55	7.50	19.71	8.76	19.78	10.61
STLA	33.84	19.26	38.78	25.14	39.56	26.87
TSLA	25.28	17.49	26.33	20.18	28.99	21.48
TSM	19.41	8.53	21.53	14.76	21.85	15.45
UMC	11.11	7.91	10.32	5.78	10.89	6.74
USDT	0.12	0.11	0.13	0.12	0.09	0.08
V	10.08	5.48	9.73	5.56	9.43	5.01
WMT	16.38	5.18	16.24	5.17	15.20	4.71
XRP	32.04	11.43	29.89	17.24	33.98	22.56
Futures	14.21	3.21	13.80	3.03	14.40	3.09

Domain/Symbol of the Series	Model/Metric					
	ARIMA		ARIMA + Fourier		ARIMA + Fourier + ML	
	Average of Test MAPE	Min of Test MAPE	Average of Test MAPE	Min of Test MAPE	Average of Test MAPE	Min of Test MAPE
FBZ	11.19	7.26	9.33	4.33	10.51	5.22
FCC	24.99	10.19	25.36	9.75	25.44	10.49
FCL	9.57	8.06	8.21	4.20	8.90	4.76
FCT	7.31	5.18	7.76	4.84	8.63	5.97
FGC	10.47	4.77	10.04	4.12	9.97	3.91
FHG	10.88	4.64	10.10	3.03	9.35	3.09
FKC	18.74	8.26	19.07	10.62	18.26	11.49
FNG	48.64	12.41	46.99	13.15	48.51	19.01
FPL	5.50	3.28	5.73	3.43	6.30	5.09
FSB	10.13	6.64	9.65	6.50	10.83	7.89
FSI	8.19	3.92	9.18	3.94	10.13	6.28
FZC	14.69	11.27	14.87	11.91	14.86	11.29
FZS	12.58	8.40	10.69	4.36	11.08	4.96
FZW	6.15	3.21	6.19	3.63	8.82	5.66
Commodities	19.83	2.40	18.51	3.12	19.30	3.76
ALUM	8.98	2.40	8.79	3.12	8.55	3.76
CFAR	14.18	8.24	14.03	6.37	13.91	6.74
COA	24.14	12.86	24.77	14.20	24.93	15.90
CU	6.19	5.13	6.09	3.78	5.52	4.19
GOLD	10.51	4.82	10.12	4.33	9.91	3.80
IORE	10.22	6.55	10.81	7.44	10.54	6.53
KCL	14.56	3.93	14.75	3.23	14.20	5.36
MAIZ	15.01	9.90	14.99	8.02	15.99	9.73
NGEU	97.08	19.25	79.17	10.45	86.15	21.49
NGUS	55.37	21.85	56.75	21.91	62.07	28.76
PALM	12.57	9.41	12.08	6.90	11.96	8.20
SBOIL	10.70	5.41	9.02	5.58	8.80	6.04
SOY	15.31	11.62	12.75	9.39	13.36	9.93
SUGW	10.11	5.36	9.47	4.90	9.99	6.02
WHRW	10.57	6.00	9.66	5.14	9.78	5.43
WTI	10.31	9.15	8.28	4.62	9.33	4.78
ZN	11.28	6.48	13.14	5.71	13.10	5.97
Market indices	8.23	1.93	7.94	1.31	8.11	1.63
AGRI	3.36	2.06	3.32	1.31	3.30	1.63
BMEX	8.94	7.18	8.40	7.52	8.04	7.08
DJI	4.34	1.93	4.31	1.71	4.68	2.40
ENER	13.85	6.12	14.37	5.95	15.23	6.90
MMIN	6.83	3.22	6.67	4.43	6.47	4.34
PMET	9.19	2.89	9.31	2.95	9.14	2.94
SPX	7.78	3.38	7.73	4.33	7.94	3.76
TCI	11.53	4.33	9.43	4.61	10.04	4.80
Total	18.52	0.11	18.20	0.12	18.75	0.08

Table B3. Forecast accuracy for ML forecasting results.

Domain/Symbol of the Series	Direct 12-Month Forecast		Recursive One-Step Forecast	
	Level	Log	Level	Log
	Test MAPE	Test MAPE	Test MAPE	Test MAPE
Financial assets	43.89	43.97	32.71	35.93
AVGO	51.14	58.76	41.63	42.72
BTC	48.56	47.79	39.86	32.72
CELH	49.62	53.17	54.77	52.48
ETH	n.a.**	n.a.**	21.36	20.91
EUR	5.77	5.69	2.30	2.31
JPY	16.14	16.89	6.53	6.67
KO	11.56	11.83	8.84	8.86
KZT	5.37	5.50	4.83	4.84
LUMN	315.37	282.29	168.96	210.98
MARA	51.51	56.58	25.47	41.31
MO	20.34	21.01	15.87	27.44
MSFT	27.76	27.66	21.83	22.02
MSTR	60.57	63.46	54.86	61.49
NVDA	65.61	69.16	57.45	57.10
SCHW	12.28	14.96	13.46	14.20
STLA	25.11	29.42	31.78	30.85
TSLA	17.90	21.42	29.58	30.98
TSM	32.59	33.31	28.00	26.70
UMC	9.55	9.18	14.19	12.76
USDT	n.a.**	n.a.**	0.04	0.04
V	22.08	22.05	17.34	17.58
WMT	28.92	29.37	24.92	25.29
XRP	n.a.**	n.a.**	51.98	54.75
Futures	22.08	20.82	20.01	19.01
FBZ	13.50	11.66	13.97	14.15
FCC	51.91	52.01	39.18	41.89
FCL	21.23	20.95	6.86	20.66
FCT	9.68	8.15	11.35	8.06
FGC	24.15	24.80	18.44	18.55
FHG	12.85	15.33	6.24	6.28
FKC	30.93	29.50	19.11	19.08
FNG	67.34	57.33	83.45	67.82
FPL	5.88	6.11	3.98	4.34
FSB	14.66	13.79	18.37	15.53
FSI	23.42	19.87	20.54	12.24
FZC	7.67	7.24	11.46	11.94
FZS	13.70	13.71	11.05	9.86
FZW	12.24	11.01	16.13	15.79
Commodities	22.30	20.91	23.52	22.18
ALUM	10.00	12.28	8.44	8.51
CFAR	27.33	27.38	17.52	25.97
COA	47.86	47.84	39.91	44.92
CU	11.47	14.62	7.43	7.56
GOLD	23.99	23.39	18.77	25.68
IORE	13.72	11.45	16.01	22.47
KCL	16.00	11.91	15.00	13.35
MAIZ	9.93	10.77	11.61	15.42
NGEU	35.30	21.69	69.93	62.56
NGUS	82.19	79.11	92.29	51.46

Domain/Symbol of the Series	Direct 12-Month Forecast		Recursive One-Step Forecast	
	Level	Log	Level	Log
	Test MAPE	Test MAPE	Test MAPE	Test MAPE
PALM	11.36	11.79	11.07	11.51
SBOIL	11.73	8.73	20.94	19.43
SOY	17.93	16.72	17.56	14.35
SUGW	16.49	14.30	14.30	12.89
WHRW	11.65	11.14	15.53	13.54
WTI	20.78	21.34	7.26	12.83
ZN	11.36	11.00	16.22	14.61
Market indices	14.26	13.62	10.22	10.13
AGRI	4.27	4.50	2.33	2.33
BMEX	14.14	15.40	6.60	5.48
DJI	14.78	14.31	12.41	12.66
ENER	15.08	11.55	14.41	14.88
MMIN	11.94	12.21	3.63	4.40
PMET	24.25	24.48	17.33	17.68
SPX	19.26	19.38	16.76	16.72
TCI	10.33	7.12	8.27	6.88
Total	28.47	27.72	24.14	24.65

ДОДАТОК В.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Перший проректор
ДВНЗ «Приазовський державний
технічний університет»

Ірина МАРЧЕНКО

2026 р.

Акт

впровадження в навчальний процес результатів кандидатської дисертації

Результати дисертаційної роботи Щепки О.В. за темою «Адаптивні методи прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства» були використані в навчальному процесі ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет». А саме:

- при підготовці магістрів за спеціальністю D2 – Фінанси, банківська справа, страхування та фондовий ринок, освітньої програми «Фінанси, банківська справа та фондові ринки» у програмі дисципліни «Аналіз та прийняття рішень на валютних і фондових ринках» при розгляді теми 7 «Дослідження ринкової кон'юнктури методами фундаментального аналізу» використовуються результати досліджень аспіранта, які представлені в дисертації у п. 2.3. «Адаптивне прогнозування цінових індикаторів глобальних ринків як інструмент забезпечення економічної безпеки підприємства» при описі принципів дослідження кон'юнктури фінансового ринку, стадій кон'юнктурного циклу, а також засобів фундаментального аналізу ринку.

- при підготовці магістрів за спеціальністю D2 – Фінанси, банківська справа, страхування та фондовий ринок, освітньої програми «Фінанси, банківська справа та фондові ринки» у програмі дисципліни «Фінансовий менеджмент» при розгляді теми 9 «Управління фінансовими ризиками» використовуються результати, які представлені у п. 1.3 «Концепція адаптивного прогнозування в системі економічної безпеки підприємства». Крім того результати, що представлені в п. 3.3. дисертації «Стратегія управління чутливістю як інструмент зміцнення економічної безпеки підприємства» використовуються при розгляді теми 12 «Антикризове фінансове управління на підприємстві».

Завідувач кафедри фінансів,
обліку та банківської справи

Олексій МІНЦ

ДОДАТОК Г.



Міністерство освіти і науки України
 Державний вищий навчальний заклад
 «Приазовський державний технічний університет»
 ДВНЗ «ПДТУ»

юридична адреса: вул. Університетська, 7, м. Маріуполь, 87555, тел./факс +380 (629) 33 34 16
 фактичне місцезнаходження: просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, 49005, тел. +380 (98) 484 0533
 E-mail: office@pstu.edu, Web: www.pstu.edu, код ЄДРПОУ 02070812

03.03.2026 № 25/20 - 13 На № _____ від _____

ДОВІДКА

про внесок в науково – дослідну роботу

Видана аспіранту кафедри «Фінанси, облік та банківська справа» ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет» Міністерства освіти і науки України Щепці Олександрові Віталійовичу в тому, що дисертаційна робота «Адаптивні методи прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства» виконана у межах науково-дослідної роботи кафедри «Фінанси, облік та банківська справа» за темою: «Диджиталізація фінансово-кредитної та облікової діяльності України» (номер державної реєстрації 0125U003619).

Внеском Щепки О.В. у виконання вказаної теми є проведене дослідження ефективності сучасних моделей аналізу часових рядів із сезонним компонентом для прогнозування реалізації металопродукції на локальних ринках, що критично для забезпечення ефективної фінансової діяльності підприємств та їх економічної безпеки в умовах турбулентного зовнішнього середовища.

Проректор з наукової роботи
 к.т.н., доцент



Ігор ЛЕНЦОВ

Директор Навчально-наукового
 інституту економіки і менеджменту
 ДВНЗ «ПДТУ», д.е.н., доцент

Валерія КОЛОСОК

Керівник теми:
 завідувач кафедри фінансів,
 обліку та банківської справи
 д.е.н., професор

Олексій МІНЦ

ДОДАТОК Д.



Міністерство освіти і науки України
 Державний вищий навчальний заклад
 «Приазовський державний технічний університет»
 ДВНЗ «ПДТУ»

юридична адреса: вул. Університетська, 7, м. Маріуполь, 87555, тел./факс +380 (629) 33 34 16
 фактичне місцезнаходження: просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, 49005, тел. +380 (98) 484 0533
 E-mail: office@pstu.edu, Web: www.pstu.edu, код ЄДРПОУ 02070812

03.03.2026 № 25/10-14 На № _____ від _____

ДОВІДКА

про внесок в науково-дослідну роботу

Видана аспіранту 4 року навчання, кафедри фінансів, обліку та банківської справи ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет» Щепці Олександр Віталійовичу, про те, що дисертаційна робота «Адаптивні методи прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства» виконана у межах госпдоговірної науково-дослідної роботи «Розробка рекомендацій щодо підвищення ефективності стратегічного планування на промисловому підприємстві в воєнний період» за договором №55 від 10 жовтня 2024 р. на замовлення Приватного акціонерного товариства «Дніпровський металургійний завод».

Внеском у виконання роботи було визначення та обґрунтування адаптивних методів прогнозування глобальних економічних показників та тенденцій в контексті стратегічного планування на промисловому підприємстві з урахуванням вектору забезпечення економічної безпеки в умовах переходу від реактивного управління до проактивного.

Проректор з наукової роботи
 к.т.н., доцент



Ігор ЛЕНЦОВ

Керівник НДР
 Директор навчально-наукового
 інституту економіки та менеджменту
 д.е.н., доцент

Валерія КОЛОСОК

ДОДАТОК Е.



**ПРИВАТНЕ АКЦІОНЕРНЕ ТОВАРИСТВО
«ДНІПРОВСЬКИЙ МЕТАЛУРГІЙНИЙ ЗАВОД»
(ПрАТ «ДМЗ»)**

вул.Маяковського, 3, м. Дніпро, Дніпропетровська область, Україна, 49064, тел. +380 (056) 794 83 01, факс +380 (056) 794 81 02
e-mail: ua_office@dmz-petrovka.dp.ua, код згідно з ЄДРПОУ 05393056, ІПН 053930504026, <http://dmz-petrovka.dp.ua/>

ДОВІДКА *№ 16.0/223 від 25.08.2026*

Про впровадження результатів науково-практичних результатів
кандидатської дисертації Щепки Олександра Віталійовича
на тему «Адаптивні методи прогнозування в системі управління економічною
безпекою підприємства»

Повідомляємо, що теоретичні розробки та їх практичні результати, які містяться в дисертаційній роботі Щепки Олександра Віталійовича на тему «Адаптивні методи прогнозування в системі управління економічною безпекою підприємства» знайшли впровадження у діяльності ПрАТ «Дніпровський металургійний завод». Зокрема було використано такі результати:

- 1) методи та підходи до адаптивного прогнозування динаміки локального попиту на металопродукцію, які дозволили покращити процеси планування та зменшити невизначеність в системі управління економічною безпекою;
- 2) методи та підходи до адаптивного прогнозування динаміки глобальних фінансових та ринкових показників, які дозволили зменшити невизначеність у фінансовому плануванні на підприємстві;
- 3) стратегія управління економічною чутливістю, яка ґрунтується на об'єктивному розрахунковому критерії прогнозовної невизначеності, та використовується в системі ризик-менеджменту підприємства.

Отримані рішення протягом 2024-2025 років були успішно впроваджені у діяльність ПрАТ «ДМЗ» та показали високу ефективність.

Перший заступник генерального директора ПрАТ «ДМЗ»

Денис ХВОСТОВ

