

Міністерство освіти і науки України
Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ЯКИМЧУК БОГДАН БОГДАНОВИЧ

УДК 330.4:004.8

ДИСЕРТАЦІЯ

**МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У
ПРОДУКТОВОМУ РИТЕЙЛІ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

Спеціальність 051 – Економіка

Галузь знань 05 – Соціальні та поведінкові науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії в області економіки

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

_____ Б.Б. Якимчук

Науковий керівник (консультант): Ляшенко О.І., д.е.н., професор

Київ – 2024

АНОТАЦІЯ

Якимчук Б. Б. Моделювання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі методами машинного навчання. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису. Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії в галузі знань 05 – соціальні та поведінкові науки, за спеціальністю 051 – економіка. – Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Міністерство освіти і науки України, Київ, 2024.

У дисертації досліджені теоретичні та практичні засади побудови комплексу систем підтримки прийняття рішень на основі методів машинного навчання для забезпечення ефективності операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії на ринку продуктового ритейлу, що знаходиться під впливом трансформаційних процесів та розвитку електронної комерції. Практична цінність роботи полягає у тому, що побудований комплекс систем підтримки прийняття рішень на основі методів машинного навчання надає змогу забезпечити зростання ефективності операційних процесів, фінансових результатів та оптимізації стратегічної діяльності компанії. Рекомендації, що надаються за використання комплексу систем підтримки прийняття рішень, можуть бути впроваджені для скорочення операційних витрат та покращення якості сервісу, максимізації метрик маржинальності прибутку та підвищення зваженого рівня внутрішньої норми дохідності інвестиційного грошового потоку компанії на ринку продуктового ритейлу.

Український ринок продуктового ритейлу зазнав значних змін через пандемію COVID-19 та повномасштабне вторгнення. Підвищена волатильність ринкової динаміки посилила складність оперативного та стратегічного планування, що супроводжується інтенсивною конкуренцією та зміною парадигм поведінки споживачів під впливом розвитку електронної комерції. Застосування систем підтримки прийняття рішень на основі методів машинного навчання та штучного інтелекту надає змогу підвищити ефективність процесів та зберегти контроль в рамках комплексних змін патернів поведінки ринку.

Розділ 1 присвячено теоретико-методологічним засадам формування архітектури та імплементації систем підтримки прийняття рішень, і їх застосуванню для вирішення бізнес-проблем операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії, що функціонує на ринку продуктового ритейлу. У першому підрозділі описано еволюцію систем підтримки прийняття рішень від теоретичної концепції до розвитку інтелектуальних систем, що використовують машинне навчання та штучний інтелект, розширено класифікацію СППР та окреслено їхнє практичне застосування. Сучасні СППР сприяють підвищенню продуктивності, якості та швидкості прийняття рішень, покращенню організаційного контролю, підтримці внутрішніх досліджень, оптимізації витрат та більш ефективному управлінню ризиками. Зосереджуючись на дослідженні СППР, що використовують технології штучного інтелекту, визначено ключові напрямки застосування в продуктовому ритейлі, включаючи аналіз продажів, управління товарними залишками, планування асортименту, управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM), побудови цінової стратегії, управління ланцюгами поставок та контролю операційної ефективності. У другому підрозділі проаналізовано підходи до побудови СППР, визначено відсутність універсальної теорії та алгоритму для оптимальної розробки СППР для кожної організації. Дотримуючись парадигми методу розробки рішень DDM, дослідження окреслює етапи формування СППР та визначає ключові архітектурні компоненти. Крім того, досліджено роль еволюції принципів побудови платформ даних, вплив штучного інтелекту на компонент керування моделлю, а також тенденції розвитку користувацького інтерфейсу та компонентів управління на основі знань. У підрозділі 3 представлено ґрунтовний аналіз динаміки та викликів ринку продуктового ритейлу, що охоплює його еволюцію, етапи розвитку та трансформації під впливом пандемії COVID-19 та повномасштабного вторгнення. Визначено ключові тенденції та інновації, серед яких варто виділити проникнення електронної комерції, впровадження омніканальної стратегії, розвиток послуг доставки «останньої милі», персоналізацію досвіду споживача на основі великого обсягу даних та

оптимізацію формату традиційних продуктових мереж. Представлено матрицю, що класифікує сфери застосування СППР у продуктовому ритейлі, зокрема їхній вплив на операційну, інвестиційну та стратегічну діяльність в Україні. У дослідженні виокремлено ключові сфери, на які лідерам ринку продуктового ритейлу слід звернути увагу для підвищення ефективності бізнес-процесів шляхом впровадження СППР, та запропоновано підходи до їх реалізації.

Таким чином у розділі 1 було встановлено вплив технологічного розвитку на генезис сутності та архітектури СППР, зокрема ідентифіковано етапи еволюції основних компонент управління даними та моделями, та визначено перспективи їх подальшого розвитку. Результати дослідження дають змогу ідентифікувати основні напрямки застосування СППР у продуктовому ритейлі.

У розділі 2 запропоновано методологічне забезпечення модельного компоненту системи підтримки прийняття рішень, що формується на основі автономного підходу до застосування різних класів методів прогнозування часових рядів, моделі класифікації успішних проєктів та регресійної моделі рекомендації оптимальної площі торгового залу для проєкту органічного розширення мережі продуктового ритейлу. У першому підрозділі представлено моделі прогнозування часових рядів та запропоновано комплексний підхід, що включає обробку даних, оцінку та вибір оптимальної моделі на прикладі передбачення продажів функції електронної комерції компанії на ринку продуктового ритейлу. Методологічно підхід включає порівняльний аналіз класичних методів прогнозування часових рядів, регресійних методів машинного навчання, нейронних мереж та методів, що комбінують переваги даних класів моделей. В якості прикладу застосування моделей прогнозування часових рядів для оцінки впливу екзогенних факторів представлено підхід до оцінювання впливу COVID-19 на динаміку продажів у мережах продуктивних магазинів різного формату. Запропоновано комплексний метод очищення даних та виявлення аномалій, що передбачає використання зважених оцінок на основі методів машинного навчання. Декомпозиція сезонних рядів використовується в комбінації з рекурентними нейронними мережами для ідентифікації моделі

поведінки споживачів під час трансформаційного періоду COVID-19, враховуючи різні формати мереж продуктового ритейлу та геопросторові характеристики. У підрозділі 2 було описано підхід до розробки бінарної та мультикласової класифікаційних моделей для оцінки успішності інвестиційних проєктів розширення мережі продуктового ритейлу, що надають змогу підвищити ефективність прийняття рішень. Запропонований інструментарій надає можливість доповнити цикл підготовки проєктів, надаючи рекомендації, що стимулюють інвестиційну дохідність портфеля проєктів та оптимізують грошові потоки компанії. У підрозділі 3 модель оцінки інвестиційних проєктів була доповнена підходом, що надає змогу визначити оптимальну площу торгового залу об'єкту відкриття. Комплекс моделей машинного навчання допомагає оцінити площу торгового залу, що максимізує дохід в рамках заданих обмежень, підтримуючи при цьому рівень якості сервісу та задоволеності споживачів в пікові періоди.

Отже, в розділі 2 було запропоновано методи та підходи до аналізу, моделювання часових рядів для покращення якості вхідних даних СППР та ідентифікації ефектів від зовнішніх факторів впливу. Описано концепцію прийняття інвестиційних рішень щодо органічного зростання мережі продуктового ритейлу на основі методів машинного навчання як задачі класифікації інвестиційно привабливих проєктів. Сформовано модельний інструментарій для дослідження та прогнозування пікового навантаження у точках продажу, що спирається на регресійні методи машинного навчання та використовує результати кластеризації часових рядів за допомогою алгоритму динамічної трансформації часової шкали. Такий підхід надає змогу сформуванню інструментарій для побудови модельного компонента СППР для прийняття інвестиційних рішень щодо розширення мережі та надання рекомендації щодо формату об'єкту.

У розділі 3 сформовано комплекс архітектурних рішень щодо побудови СППР з використанням методів машинного навчання, які можуть забезпечити ефективність операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії на

ринку продуктового ритейлу. У підрозділі 1 описано систему підтримки прийняття операційних рішень для планування ресурсів кур'єрської служби доставки продуктів харчування, що використовує методи машинного навчання для створення оптимізованих графіків роботи кур'єрів за типами транспорту. Запропонована СППР надає змогу скоротити транспортні витрати та підвищити маржинальність доставки замовлень. У рамках модуля планування продажів в електронній комерції було розроблено автономну систему прогнозування для підвищення точності оцінок попиту та оптимізації розподілу ресурсів на основі синергії архітектури нейронних мереж та класичних методів декомпозиції часових рядів. Запропонована СППР завдяки поєднанню методів прогнозування та оптимізації надала можливість підвищити продуктивність кур'єрів та знизити операційні витрати на доставку замовлень. У підрозділі 2 було запропоновано систему підтримки інвестиційних рішень, що надає рекомендації щодо оптимізації розташування магазинів, підвищення прибутковості та зменшення інвестиційних ризиків при розширенні мережі. Описана СППР підвищує точність оцінки нових проєктів відкриття супермаркетів, оптимізує вибір місця розташування та підвищує прибутковість інвестиційного портфеля. Використовуючи набір регресійних моделей та моделей кластеризації часових рядів, було розроблено алгоритм, який рекомендує оптимальну площу магазину з точки зору фінансової ефективності, підвищуючи ефективність продажів на квадратний метр та зменшуючи витрати на робочу силу, оренду та комунальні послуги. Описаний підхід до побудови СППР сприяє оптимізації інвестиційного бюджету та підвищенню довгострокової прибутковості як критерію для вдосконалення процесу прийняття рішень. У підрозділі 3 було описано підхід до моделювання системи підтримки прийняття стратегічних рішень для визначення оптимального розподілу полігонів доставки, що забезпечує операційну та фінансову ефективність служби доставки «останньої милі» функції електронної комерції традиційної мережі продуктового ритейлу. В рамках реалізації СППР була запропонована інтерактивна платформа для оцінки сценаріїв на основі набору фінансових показників, що охоплюють валовий прибуток, витрати на

збирання та доставку замовлень, а також EBITDA, та надають змогу компанії динамічно змінювати полігони доставки відносно цільової стратегії розвитку.

Таким чином, у розділі 3 вперше описано побудову систему підтримки прийняття операційних рішень для ефективного управління ресурсами кур'єрської служби традиційного продуктового ритейлера, що спирається на моделі машинного навчання для прогнозування кількості замовлень та оптимізаційні методи для формування ефективного розподілу змін кур'єрів за типами транспорту. Описано комплекс класифікаційних моделей для покращення процесу оцінювання інвестиційних проєктів та пошуку оптимального формату розширення мережі продуктового ритейлу. Сформований комплекс інструментів імплементовано в єдину систему рекомендацій та моніторингу результативності портфелю проєктів компанії. Вперше запропоновано підхід до реалізації СППР для формування оптимального розподілу полігонів доставки «останньої милі» та забезпечення операційної та фінансової ефективності за допомогою оптимізаційного алгоритму для максимізації цільової метрики.

У дисертаційній роботі автором побудовано та імплементовано комплекс систем підтримки прийняття рішень на основі методів машинного навчання для забезпечення ефективності операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії на ринку продуктового ритейлу під впливом трансформаційних процесів та стрімкого розвитку новітніх сервісів електронної комерції.

Ключові слова: системи підтримки прийняття рішень, машинне навчання, продуктовий ритейл, електронна комерція, ефективність, прогнозування, класифікація, регресія, оптимізація, нейронні мережі, оцінка інвестиційних проєктів, Data Science, ресурсна модель, моделювання бізнес-процесів, кластеризація часових рядів.

ANNOTATION

Yakymchuk B. B. Modeling of the Decision Support System in Grocery Retail using Machine Learning methods. – Qualifying scientific work on manuscript rights. Thesis for obtaining the degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 05 – Social and Behavioral Sciences, in the specialty 051 – Economics. – Taras Shevchenko National University of Kyiv, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2024.

The thesis investigates the theoretical and practical principles of developing a complex of decision support systems based on machine learning methods to ensure the efficiency of the company's operational, investment, and strategic activities in the grocery retail market, which is influenced by transformational processes and the development of e-commerce. The work's practical value lies in the built complex of decision support systems based on machine learning methods, ensuring the growth of efficiency of operational processes, financial results, and optimization of the company's strategic activities. The recommendations provided for the use of the complex of decision support systems can be implemented to reduce operating costs and improve the quality of service, maximize profit margin metrics, and increase the weighted level of the internal rate of return on the company's investment cash flow in the grocery retail market.

The Ukrainian grocery retail market has undergone significant changes due to the COVID-19 pandemic and full-scale invasion. The increased volatility of market dynamics has increased the complexity of operational and strategic planning, accompanied by intense competition and changing consumer behavior paradigms influenced by the development of e-commerce. The use of decision support systems based on machine learning and artificial intelligence methods allows to increase the efficiency of processes and maintain control within the framework of complex changes in market behavior patterns.

Chapter 1 is devoted to the theoretical and methodological foundations of the architecture and implementation of decision support systems and their application to solve business problems of operational, investment, and strategic activities of a company operating in the grocery retail market. The first section describes the evolution of decision support systems from a theoretical concept to the development of intelligent systems using machine learning and artificial intelligence, expands the classification of support systems, and outlines their practical application. Modern DSS increase productivity, quality, and speed of decision-making, improve organizational control, support internal research, optimize costs, and more effective risk management. Focusing on the study of DSS that use artificial intelligence technologies, the key application areas in grocery retail are identified, including sales analysis, inventory management, assortment planning, customer relationship management (CRM), pricing strategy, supply chain management, and operational efficiency control. The second section analyzes the approaches to DSS construction, identifying the lack of a universal theory and algorithm for the optimal development of a DSS for each organization. Following the paradigm of the DDM method of solution development, the study outlines the stages of the formation of the DSS and identifies the key architectural components. In addition, the role of the evolution of data platform design principles, the impact of artificial intelligence on the model-based management component, and trends in the development of user interface and knowledge-based management components are explored. Section 3 presents a thorough analysis of the dynamics and challenges of the grocery retail market, covering its evolution, stages of development, and transformation under the influence of the COVID-19 pandemic and full-scale invasion. The key trends and innovations are identified, including the penetration of e-commerce, the implementation of an omnichannel strategy, the development of last-mile delivery services, the personalization of consumer experience based on data, and the optimization of the format of traditional grocery chains. The author presents a matrix that classifies the areas of the DSS application in grocery retail, particularly their impact on operational, investment, and strategic activities in Ukraine. The study identifies the key areas that grocery retail market leaders should pay attention to in

order to improve the efficiency of business processes through the implementation of the DSS and proposes approaches to their implementation.

Thus, in Chapter 1, the author established the influence of technological development on the genesis of the essence and architecture of the DSS, in particular, identified the stages of evolution of the main DSS components of data and model management and determined the prospects for their further development. The study results allow identifying the main areas of application of the DSS in grocery retail.

Chapter 2 proposes the methodological support for the model component of the decision support system, which is formed on the basis of an autonomous approach to the application of various classes of time series forecasting methods, a model for classifying successful projects, and a regression model for recommending the optimal trading area for a project of organic expansion of a grocery retail chain. The first section presents time series forecasting models and proposes an integrated approach that includes data processing, evaluation, and selection of the optimal model for predicting sales of the company's e-commerce function in the grocery retail market. Methodologically, the approach includes a comparative analysis of classical time series forecasting methods, regression machine learning methods, neural networks, and methods that combine the advantages of these classes of models. As an example of using time series forecasting models to assess the impact of exogenous factors, the thesis presents an approach to evaluating the impact of COVID-19 on the dynamics of sales in grocery store chains of various formats. A comprehensive method of data cleaning and anomaly detection is proposed, which involves the use of weighted estimates based on machine learning methods. The decomposition of seasonal series is combined with recurrent neural networks to identify consumer behavior patterns during the COVID-19 transformation period, taking into account different formats of grocery retail chains and geospatial characteristics. Section 2 describes an approach to developing binary and multi-class classification models for assessing the success of investment projects for expanding grocery retail networks, which can improve decision-making efficiency. The proposed toolkit provides an opportunity to complement the project preparation cycle by providing recommendations that

stimulate the investment return on the project portfolio and optimize the company's cash flows. In Section 3, the investment project evaluation model was supplemented with an approach that allows determining the optimal area of the trading area of the opening object. A set of machine learning models helps to estimate the trading area that maximizes revenue within the given constraints, while maintaining the level of service quality and customer satisfaction during peak periods.

Thus, in Chapter 2, methods and approaches to analysis and time series modeling to improve the quality of the DSS input data and identify the effects of external influencing factors were proposed. The concept of making investment decisions on the organic growth of a grocery retail chain based on machine learning methods to classify investment-attractive projects is described. A model toolkit for researching and forecasting peak load at points of sale has been formed, based on regression machine learning methods and using the results of time series clustering using a dynamic time scale transformation algorithm. This approach allows the development of a toolkit for building a model component of the DSS for making investment decisions on network expansion and providing recommendations on the format of the facility.

Chapter 3 forms a set of architectural solutions for building a DSS using machine learning methods that can ensure the efficiency of the company's operational, investment, and strategic activities in the grocery retail market. Section 1 describes an operational decision support system for planning the resources of a food delivery courier service that uses machine learning methods to create optimized schedules for couriers by transport type. The proposed DSS allows to reduce transportation costs and increase the margin of order delivery. As part of the e-commerce sales planning module, an autonomous forecasting system was developed to improve the accuracy of demand estimates and optimize resource allocation based on the synergy of neural network architecture and classical time series decomposition methods. The proposed DSS made it possible to increase courier productivity and reduce the operating costs of order delivery by combining forecasting and optimization methods. Section 2 describes an investment decision support system that provides recommendations for optimizing store locations, increasing profitability, and reducing investment risks when expanding

the network. The described DSS improves the accuracy of the evaluation of new supermarket projects, optimizes the choice of location, and increases the profitability of the investment portfolio. Using a set of regression and time-series clustering models, an algorithm was developed that recommends the optimal store area in terms of financial efficiency, increasing sales per square meter and reducing labor, rent, and utility costs. The described approach to building a DSS helps to optimize the investment budget and increase long-term profitability as a criterion for improving the decision-making process. Section 3 describes an approach to modeling a strategic decision support system to determine the optimal location of delivery sites that ensures the operational and financial efficiency of the last-mile delivery service within the e-commerce function of a traditional grocery retail chain. As part of the implementation of the DSS, an interactive platform for evaluating scenarios based on a set of financial indicators covering gross profit, order picking and delivery costs, and EBITDA was proposed, allowing the company to dynamically change delivery sites in relation to the targeted development strategy.

Thus, Chapter 3 describes the construction of an operational decision support system for the effective management of courier service resources of a traditional grocery retailer, which relies on machine learning models to predict the number of orders and optimization methods to form an effective distribution of courier shifts by type of transport. The thesis describes a set of classification models to improve the process of evaluating investment projects and finding the optimal format for expanding the grocery retail network. The formed set of tools has been implemented into a unified system of recommendations and monitoring the company's project portfolio performance. For the first time, an approach to the implementation of the DSS is proposed to form an optimal distribution of last-mile delivery sites and ensure operational and financial efficiency using an optimization algorithm to maximize the target metric.

In the thesis, the author has built and implemented a set of decision support systems based on machine learning methods to ensure the efficiency of the company's operational, investment, and strategic activities in the grocery retail market under the

influence of transformational processes and the rapid development of the latest e-commerce services.

Keywords: decision support systems, machine learning, grocery retail, e-commerce, efficiency, forecasting, classification, regression, optimization, neural networks, investment project evaluation, Data Science, resource model, business process modeling, time series clustering.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

Статті у вітчизняних та закордонних фахових виданнях

1. Chernyak, O., & Yakymchuk, B. (2021). Assessment of the Impact of COVID-19 on Grocery Retail in Ukraine. *KnE Social Sciences*, 5(9), 202–214. <https://doi.org/10.18502/kss.v5i9.9894> (автором досліджено як COVID-19 вплинув на динаміку ринку продуктового ритейлу за допомогою економіко-математичного моделювання, запропоновано підхід до оцінювання наслідків обмежень уряду для локалізації поширення COVID-19 на динаміку компаній на українському ринку продуктового ритейлу методами машинного навчання; 0,71 д.а., з них 0,64 д.а. авторські).

2. Liashenko, O., & Yakymchuk B. (2023). Modeling an Investment Decision Support System in Grocery Retail. *Efektivna ekonomika*, 8. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2023.8.7> (автором запропоновано підхід до розробки системи підтримки прийняття інвестиційних рішень, що сформована з компонентів для збору та агрегації даних, перетворення за допомогою алгоритмів машинного навчання та механізмів візуалізації для постійного моніторингу та підтримки прийняття рішень, що охоплює весь інвестиційний портфель компанії в секторі продуктового ритейлу; 1,01 д.а., з них 0,92 д.а. авторські).

3. Liashenko, O., & Yakymchuk B. (2023). Strategic Decision Support System for Optimized Last-Mile Grocery Delivery Polygon Distribution. *Efektivna ekonomika*, 11. <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2023.11.24> (автором запропоновано підхід до реалізації системи підтримки прийняття стратегічних рішень для формування оптимального розподілу полігонів для забезпечення операційної та фінансової ефективності послуги доставки «останньої милі» функції електронної комерції традиційної мережі продуктового ритейлу; 0,89 д.а., з них 0,82 д.а. авторські).

4. Liashenko, O., & Yakymchuk B. (2023). The Application of Time-Series Forecasting Models in Grocery Retail Industry. *Theoretical and Applied Issues of*

Economics, 2(47), 118-129. <https://doi.org/10.17721/tppe.2023.47.11> (автором розроблено підхід до прогнозування продажів електронної комерції в продуктовому ритейлі на основі моделей часових рядів та методів машинного навчання; 0,86 д.а., з них 0,81 д.а. авторські).

Статті у міжнародних реферованих журналах та матеріалах міжнародних конференцій, індексованих в наукометричних базах

5. Ignatyuk, A., Honcharuk, I., & Yakymchuk, B. (2020). Price Optimization Model for Platform's Goods and Services in Multi-Sided Markets. *Baltic Journal of Economic Studies*, 6(5), 89-95. <https://doi.org/10.30525/2256-0742/2020-6-5-89-95> (*Web of Science*, автором реалізовано економіко-математичну модель для визначення оптимальної стратегії рівноваги Неша для ціноутворення продуктових мульти-платформ; 0,84 д.а., з них 0,12 д.а. авторські).

6. Yakymchuk, B., & Liashenko, O. (2022). Forecasting of New Grocery Store Opening Success Using Machine Learning Algorithms. *12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), Ruzomberok, Slovakia*, 203-206. <https://doi.org/10.1109/ACIT54803.2022.9913157> (*Scopus*, автором запропоновано методику оцінки фінансових показників та підхід до оцінювання ймовірності фінансової успішності інвестиційного проєкту розширення мережі продуктового ритейлу за допомогою методів машинного навчання; 0,44 д.а., з них 0,40 д.а. авторські).

7. Wright, G., Slukhai, S., & Yakymchuk, B. (2022). Amalgamation and Local Finance: A Case Study of Ukraine. *Central European Public Administration Review*, 20(2), 147-168. <https://doi.org/10.17573/cepar.2022.2.07> (*Scopus*, *Web of Science*, автором реалізовано модель машинного навчання для опису функціонального впливу характеристик регіонів на цільові показники ефективності реформи децентралізації; 1,26 д.а., з них 0,28 д.а. авторські).

8. Liashenko, O. & Yakymchuk, B. (2022). Modeling the Optimal Grocery Store Trading Area Using Machine Learning Methods. *IX International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I-2022)*, Kyiv,

Ukraine, 325-333. (Scopus, автором запропоновано підхід для прийняття ефективних інвестиційних рішень при розширенні мережі продуктового ритейлу, що надає змогу збалансувати фінансові метрики та показники задоволеності споживачів, використовуючи методи машинного навчання; 0,69 д.а., з них 0,61 д.а. авторські).

9. Yakymchuk, B., Liashenko, O. (2023). Modeling the Resource Planning System for Grocery Retail Using Machine Learning. In: Antoniou, G., et al. *Information and Communication Technologies in Education, Research, and Industrial Applications. ICTERI 2023. Communications in Computer and Information Science*, 1980. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-48325-7_22 (Scopus, автором описано імплементацію системи підтримки прийняття операційних рішень для ефективного управління ресурсами внутрішньої кур'єрської служби продуктового ритейлера за допомоги методів машинного навчання для прогнозування кількості замовлень та оптимізаційних алгоритмів для формування ефективного розподілу змін кур'єрів за типами транспорту; 0,75 д.а., з них 0,69 д.а. авторські).

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

Тези конференцій

10. Якимчук Б. Б. (2021). Синергія методів машинного навчання та фінансового моделювання для оцінки інвестиційних проектів. *Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку, матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 18-19 березня 2021 р., м. Київ, 92-93 (0,16 д.а.)*.

11. Chernyak, O., & Yakymchuk B. (2021). Assessment of COVID-19 Impact on Grocery Retail in Ukraine. *Book of abstracts of 13th International Conference The Economies of the Balkan and the Eastern European Countries in the Changing World, EBEEC 2021, Pafos, Cyprus, May 14-16, 2021, 73-74 (автором досліджено як COVID-19 вплинув на динаміку українського ринку продуктового ритейлу в*

розрізі форматів точок продажу за допомогою методів машинного навчання; 0,06 д.а., з них 0,05 д.а. авторські).

12. Якимчук Б. Б. (2021). Застосування методів машинного навчання для підтримки прийняття інвестиційних рішень. *Матеріали II Міжнародного форуму «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління»: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах*. За заг. ред. проф. А.І. Ігнатюк. Київ, 49-52 (0,17 д.а.).

13. Якимчук Б. Б. (2023). Моделювання оптимального формату відкриття нового супермаркету. *Шевченківська весна 2023. Повоєнне відновлення економіки України: проблеми та перспективи, матеріали XXI Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 29-31 березня 2023 р., м. Київ*, 86 (0,17 д.а.).

14. Yakymchuk B. (2023). The application of time-series forecasting in grocery retail. Abstracts of the *VIII International Scientific Conference “Mathematical Methods, Models and Information Technologies in Economics”*, Chernivtsi, Ukraine, 20-21 April, 2023, 46-47 (0,21 д.а.).

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	20
ВСТУП	23
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ПОБУДОВИ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	35
1.1. Генезис систем підтримки прийняття рішень та їх застосування на електронних та традиційних ринках продуктового ритейлу.....	35
1.2. Основні принципи та підходи до проектування систем підтримки прийняття рішень	55
1.3. Стан та перспективи імплементації систем підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі	73
Висновки до розділу 1	93
РОЗДІЛ 2. ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ	96
2.1. Використання методів прогнозування часових рядів для підтримки прийняття рішень	96
2.2. Концептуальний підхід до оцінювання доцільності прийняття інвестиційного проєкту за допомогою методів машинного навчання	119
2.3. Застосування методів машинного навчання для визначення оптимальних характеристик відкриття точки продажу	140
Висновки до розділу 2	159
РОЗДІЛ 3. ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ПРОДУКТОВОМУ РИТЕЙЛІ	162
3.1. Побудова системи підтримки прийняття операційних рішень щодо оптимального формування графіків для ресурсного забезпечення.....	162
3.2. Моделювання системи підтримки прийняття інвестиційних рішень щодо розширення мережі продуктового ритейлера.....	181

3.3. Реалізація системи підтримки прийняття стратегічних рішень щодо формування оптимальних полігонів доставки кур'єрської служби	199
Висновки до розділу 3	217
ВИСНОВКИ.....	220
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	224
ДОДАТКИ.....	253

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- AI – Artificial Intelligence;
- ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average;
- BI – Business Intelligence;
- B&M – Brick and Mortar, бізнес з фізичною присутністю в споруді;
- CAGR – Compound Annual Growth Rate;
- CAPM – Capital Asset Pricing Model;
- CDS – Credit Default Swap;
- CNN – Convolutional Neural Network;
- CoE – Cost of Equity;
- COGS – Cost of Goods Sold;
- CP – Constraint Programming;
- CPO – Cost per Order;
- CRM – Customer Relationship Management;
- CRP – Country Risk Premium;
- CVP – Customer Value Proposition;
- DAG – Directed Acyclic Graph;
- Data-Driven DSS – СПІПР, що керується даними;
- DBSCAN – Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise;
- DCF – Discounted Cash Flow;
- DDM – 1. Decision Development Methodology, 2. Dividend Discount Model;
- DTC – Direct-to-Consumer;
- DTW – Dynamic Time Warping;
- EBIT – Earnings before Interest, Taxes;
- EBITDA – Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization;
- EDW – Enterprise Data Warehouse;
- EFB – Exclusive Feature Bundling;
- EOQ – Economic Order Quantity;

- ERP – Equity Risk Premium;
- FCFE – Free Cash Flow to Equity;
- GIS – Geographic Information System;
- GOSS – Gradient-Based One-Side Sampling;
- GRU – Gated Recurrent Units;
- DBMS – Data Base Management System;
- HCM – Human Capital Management;
- HMI – Human Machine Interface, людино-машинний інтерфейс;
- HoReCa – «Hotel – Restaurant – Catering/Café», індустрія гостинності;
- IDSS – Intelligent Decision Support Systems, інтелектуальна СППР;
- IMRP – Implied Market Risk Premium;
- IQR – Interquartile Range;
- IRR – Internal Rate of Return;
- KBMS – Knowledge-Based Management System;
- KPI – Key Performance Indicators;
- LDW – Logical Data Warehouse;
- LSTM – Long Short-Term Memory;
- L-BFGS – Limited-memory Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno algorithm;
- MAE – Mean Absolute Error;
- MAPE – Mean Absolute Percentage Error;
- MFC – Micro Fulfillment Center;
- MINLP – Mixed-Integer Nonlinear Programming;
- MIP – Mixed-Integer Programming;
- MIS – Management Information System;
- ML – Machine Learning;
- MLP – Multilayer Perceptron;
- Model-Driven DSS – СППР, що керується моделями;
- N-HiTS – Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting;
- NLG – Natural Language Generation;

- NLP – Natural Language Processing;
- NLU – Natural Language Understanding;
- NPS – Net Promoter Score;
- OLAP – Online Analytical Processing;
- OLTP – Online Transaction Processing;
- PAP – Product Assortment Planning;
- POS – Point of Sale, точка продажу;
- P&L – Profit & Loss statement;
- RM – Retail Media;
- RMSE – Root Mean Square Error;
- RMSLE – Root Mean Squared Logarithmic Error;
- RNN – Recurrent Neural Networks;
- ROAS – Return on Ad Spending;
- ROC – Receiving Operating Characteristic;
- ROI – Return on Investment;
- SARIMA – Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average;
- SKU – Stock Keeping Unit;
- SMOTE – Synthetic Minority Over-sampling Technique;
- TCNN – Temporal Convolutional Neural Networks;
- TPS – Transaction Processing System, система обробки транзакцій;
- WCSS – Within-Cluster Sum of Squared distances;
- АОСППР – агентно-орієнтована система підтримки прийняття рішень;
- БД – база даних;
- ММП – метод максимальної правдоподібності;
- РНМ – рекурентні нейронні мережі;
- СППР – система підтримки прийняття рішень;
- СУБД – система управління базами даних;
- ШНМ – штучні нейронні мережі;
- ШІ – штучний інтелект.

ВСТУП

Актуальність теми дисертаційної роботи. Ринок продуктового ритейлу зазнав глибоких трансформацій через вплив пандемії COVID-19 і подальшого повномасштабного російського вторгнення в Україну. Ці події спричинили суттєві зміни в поведінці споживачів, що, як наслідок, породило нові ринкові тенденції. Така мінливість ринкової динаміки ввела підвищений рівень непередбачуваності, тим самим збільшуючи складність операційного та стратегічного планування. У такому динамічному середовищі, яке характеризується жорсткою конкуренцією, еволюцією споживчої поведінки та складними ланцюгами поставок, застосування алгоритмів машинного навчання стало ключовим інструментом для кращого пізнання поведінки споживачів, покращення їх досвіду, максимізації фінансової та операційної ефективності.

З стрімким розвитком електронної комерції бізнес-модель продуктового ритейлера трансформується, ефективність інвестицій у значні площі торгового залу скорочуються, а велика частина гравців на ринку стикаються з проблемами пошуку прибуткової моделі для інноваційних послуг доставки «останньої милі» [18, 43]. Для підвищення фінансової та операційної ефективності і покращення досвіду споживачів компанії шукають технологічні рішення. Зокрема, системи підтримки прийняття рішень (СППР) на основі методів машинного навчання надають можливість аналізувати великі обсяги даних, виявляти закономірності та генерувати інсайти, що дають змогу продуктовим ритейлерам приймати більш обґрунтовані та ефективні рішення.

У контексті продуктового ритейлу застосування методів машинного навчання в СППР включає прогнозування попиту, ідентифікацію оптимальних локацій для розширення мережі, підвищення рентабельності інвестицій у розвиток, управління товарними залишками, планування ресурсів персоналу, персоналізовану маркетингову комунікацію і оптимізацію ланцюжка поставок. Використовуючи історичні дані про продажі, уподобання споживачів і зовнішні фактори, такі як сезонність, погода та локальні тенденції ринку, алгоритми

машинного навчання можуть надавати прогностичну аналітику, що надає змогу продуктовим ритейлерам приймати проактивні рішення, оптимізувати роботу та пропонувати клієнтам персоналізований досвід.

Використання розширеної аналітики, зокрема штучного інтелекту (ШІ), відкриває суттєві можливості для зростання продуктового ритейлу. Згідно з дослідженням, проведеним McKinsey [46], потенційна річна вартість просунутих аналітичних інструментів та ШІ в галузі продуктового ритейлу оцінюється в діапазоні від 400 до 800 мільярдів доларів у глобальному масштабі. Вплив машинного навчання на СППР виходить за рамки простої операційної ефективності; він має потенціал революціонізувати те, як продуктові ритейлери розуміють і взаємодіють зі своїми клієнтами, керують товарними залишками та адаптуються до динаміки ринку в режимі реального часу. Як наслідок, це не тільки підвищує рентабельність, але й сприяє зростанню лояльності клієнтів у галузі, де вподобання клієнтів і вимоги ринку динамічно трансформуються.

Впровадження машинного навчання в моделюванні СППР це більше, ніж просто інноваційний підхід – це стратегічний імператив, який трансформує індустрію, переосмислює досвід клієнтів і визначає наступний етап для нової ери досконалості сервісу та процесів компаній на ринку продуктового ритейлу.

Стан наукової розробки проблеми. Теоретичні основи дослідження розвитку та побудови СППР, відображені в роботах таких науковців: С. Альтер [5, 6], П. І. Бідюк [202, 203], Х. Ватсон [159, 160, 184, 185], Т. Гімарайнш [179], Д. Горрі [69], В. Дхар [44], Ї. Жу [199], Е. Карлсон [158], П. Кін [100], А. Є. Коваленко [203], В. Козлов [215], У. Кортес [28], Дж. Літл [114], Ю. Лю [199], Д. Павер [139, 140, 141, 142, 143], О. Ц. Сан [199], М. Санчес-Марре [152], М. Скотт Мортон [69, 100], Р. Спраг [158, 159, 160], Ч. Стабелл [161], Р. Стайн [44], О. Л. Тимошук [203], Є. Турбан [178] та Г. Удо [179].

Методологія прогнозування часових рядів та застосування методів машинного навчання описана в працях наступних дослідників: С. Х. Амін [49], Д. Аренс [5], Н. Арунраджа [5], О.В. Баженова [238], С. Бай [11], К. Бандара [78],

К. Бергмейр [78, 177], П. Брандтнер [59], Л. С. Гур'янова [70], Т. Г. Затонацька [196], Л. Кауфман [99], Дж. З. Колтер [11], О. В. Комашко [238], І. Копрінська [113], Ю. Лін [113], Н. К. Максишко [213], К. Г. Оліварес [17], С. Панде [104], С. Пітерс [73], О. С. Подскребко [196], Р. Раджагопал [176, 177], П. Дж. Руссеу [99], А. В. Ставицький [238], О. Трібе [176, 177], Т. Фалатурі [59], Дж. Фрідман [65], А. К. Харві [73, 74], Х. Хевамаладж [78, 177], Р. Хіндман [84, 85], Т. К. Хо [79], К. Чаллу [17], О. І. Черняк [21, 22, 238, 239], Шепард Н. [74].

Стратегії побудови СППР для оптимізації операційної діяльності функції електронної комерції у продуктовому ритейлі описані в роботах М. К. Аль-Навейсе [4], В. Балачандрана [4], М. Васкес-Ногероля [182], М. Жоліво [19], Х. Комесанья-Бенавідеса [182], П. Лекюєра [19], О. І. Ляшенко [193], Р. Полера [182], Л.-М. Руссо [19] та Н. Шападоса [19].

Концепції підвищення ефективності прийняття інвестиційних рішень та підходи до оптимального вибору локацій для розвитку продуктової мережі пропонуються в дослідженнях А. Бав'єра-Пуїга [14, 148], Дж. Вудворта [116], М. Гемалата [76], К. Ірігоєна [195], І. Кларка [28], Л. Купера [126], Дж. Лув'єра [116], О. І. Ляшенко [108, 109, 191], Б. МакКаллума [83], М. Наканіші [126], Х. Отеро [195], У. Рейлі [147], Д. Роулі [28], М. Харахапа [72], Д. Хаффа [83] та Е. Ченга [23].

Підходи до побудови моделей для прийняття стратегічних рішень у продуктовому ритейлі описані в працях Д. Аксена [3], К. Алтинкемера [3], О. Гонсалес-Беніто [67], Дж. Г. Девіса [39], Г. Елкаді [47], О. І. Ляшенко [110], Д. Сундарама [39], Я. В. Фаренюк [25, 60], К. Фікара [55], А. Хюбнера [81] та Г. О. Черноус [25, 60, 240].

На сьогодні вже здійснено значну кількість теоретичних та прикладних досліджень щодо розвитку та побудови архітектури СППР. Також науковою спільнотою був зроблений вагомий внесок у дослідження підходів до покращення операційних процесів у галузі продуктового ритейлу за використання методів машинного навчання та оптимізаційних алгоритмів.

Проте, незважаючи на значний обсяг теоретичної та практичної бази у зазначених предметних областях дослідження, проблема моделювання систем підтримки прийняття операційних, фінансових та стратегічних рішень методами машинного навчання саме в галузі продуктового ритейлу потребує більш глибокого та деталізованого висвітлення та розвитку. Ринок продуктового ритейлу, як і бізнес-модель та технології, що визначають потребу компаній даної галузі, динамічно трансформуються, що зумовлює пошук нових управлінських концепцій, підходів до забезпечення процесів підтримки прийняття рішень на основі великих масивів даних та методів машинного навчання. Серед основних проблем, що зумовлюють необхідність розвитку дослідження за даним напрямком можна виділити:

- необхідність у переході від фрагментарних досліджень застосування економіко-математичного інструментарію до формування продуктового підходу побудови аналітичної системи, що здатна комплексно підтримувати процеси прийняття рішень у організаціях;

- відсутність опису цілісної концепції застосування внутрішніх даних компаній на ринку продуктового ритейлу для формування проактивного дієвого механізму прийняття рішень в режимі реального часу;

- недостатній рівень забезпечення науковим інструментарієм та відсутність розробки практичних рекомендацій щодо впровадження технологій на основі методів машинного навчання для забезпечення ефективної трансформації процесів прийняття рішень традиційних компаній на ринку продуктового ритейлу та збереження конкурентоспроможності під впливом динамічного розвитку електронної комерції.

Сучасний стан зазначеної проблеми та необхідність дослідження вищевказаних питань зумовили вибір теми, мети та постановки завдань дисертаційної роботи.

Мета і задачі дослідження. Метою дисертаційної роботи є теоретичне обґрунтування та моделювання комплексу систем підтримки прийняття рішень на основі методів машинного навчання для забезпечення ефективності

операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії на ринку продуктового ритейлу під впливом трансформаційних процесів та розвитку електронної комерції.

Мета дослідження зумовила постановку та розв'язання **наступних задач**:

- проаналізувати еволюцію наукових поглядів на особливості побудови СППР в призмі розвитку технологічного забезпечення діяльності підприємств;
- ідентифікувати особливості побудови архітектури сучасних СППР та перспективи розвитку кожного зі структурних компонентів;
- оцінити вплив зовнішніх факторів розвитку електронної комерції та технологій на динаміку ринку продуктового ритейлу та формування потреби у аналітичних рішеннях для забезпечення ефективності трансформацій компаній;
- визначити основні функціональні процеси операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності продуктового ритейлера, що можуть бути покращені шляхом імплементації СППР;
- узагальнити теоретико-методологічні основи застосування алгоритмів декомпозиції та прогнозування часових рядів для покращення точності прийнятих рішень та оцінки ініціатив компанії;
- запропонувати концептуальний підхід щодо покращення процесу прийняття інвестиційних рішень на основі методів машинного навчання та ідентифікації оптимальних характеристик для розширення продуктової мережі;
- побудувати систему підтримки прийняття операційних рішень щодо ефективного управління ресурсами кур'єрської служби та формування оптимізованих графіків роботи персоналу;
- запропонувати архітектуру СППР для управління розвитком мережі, оцінки інвестиційних проєктів та оптимізації фінансової вигоди від їх впровадження;
- розробити систему підтримки прийняття стратегічних рішень щодо формування оптимальних полігонів доставки «останньої милі» та покращення як фінансових, так і сервісних метрик функції електронної комерції.

Об'єктом дослідження є процеси прийняття управлінських рішень на електронних та традиційних ринках.

Предметом дослідження є теоретико-методологічні та практичні засади моделювання системи підтримки прийняття операційних, інвестиційних та стратегічних рішень у продуктовому ритейлі методами машинного навчання.

Методи дослідження. У дисертації застосовуються як загальнонаукові, так і спеціальні методи дослідження. Методологічною основою дослідження є системний підхід до аналізу процесів прийняття управлінських рішень. Серед методів, що були використані в дисертації можна виділити:

- історичний метод застосовувався при визначенні еволюції сутності системи підтримки прийняття рішень та методи аналізу і синтезу для оцінки впливу на неї технологічного розвитку;

- методи структурно-функціонального аналізу та систематизації для поглибленої оцінки особливостей побудови архітектури СППР;

- системний підхід при формуванні оцінки потреб щодо розвитку інструментарію аналітичної підтримки підприємств в галузі продуктового ритейлу;

- математичні методи оптимізації для реалізації алгоритму формування операційно та фінансово ефективних полігонів доставки «останньої милі» та для побудови оптимальних графіків роботи кур'єрів у відповідних системах підтримки прийняття стратегічних та операційних рішень;

- методи економіко-математичного моделювання, зокрема методи машинного навчання, серед яких: методи декомпозиції та прогнозування часових рядів для формування прогнозу драйверів у моделі оптимізації роботи кур'єрів та для ідентифікації впливу COVID-19 на динаміку продажів продуктового ритейлу; регресійні методи для реалізації компоненту СППР щодо ідентифікації оптимального формату локації для розширення мережі; методи класифікації для оцінки інвестиційної привабливості проєкту відкриття нової точки продажу; методи кластеризації часових рядів для ідентифікації схожості патернів сезонності продажів філіалів мережі продуктового ритейлу.

Інструментальними засобами моделювання СППР були:

1. Для реалізації компонентів СППР щодо управління базами даних було використано Microsoft SQL Server 2019, Amazon Redshift та PostgreSQL.
2. Для налаштування комунікації між компонентами СППР та передачі даних було використано платформу для оркестрування операцій Apache Airflow.
3. Компоненти, що сформовані на основі економіко-математичного моделювання, алгоритмів оптимізації та методів машинного навчання, було реалізовано за допомогою Python та Apache Airflow.
4. Компоненти візуалізації та інтерактивної взаємодії з користувачем було реалізовано за допомогою Microsoft Power BI Desktop & Cloud.

Емпіричною базою для дослідження є:

- наукові дослідження та розробки вітчизняних і зарубіжних дослідників з обраної проблематики;
- дані українських компаній галузі продуктового ритейлу, що описують їх операційну та фінансову діяльність для реалізації та практичного впровадження розроблених СППР;
- дані з відкритих джерел щодо фактичної та прогнозованої погоди (Open-Meteo [131]) для використання як регресора при прогнозування часових рядів;
- дані дослідницьких та консалтингових компаній щодо оцінки розвитку ринку продуктового ритейлу, а також досліджень поведінки споживачів [18, 26, 27, 31, 51, 52, 53, 54, 87, 88, 90, 120, 121, 122, 123];
- дані з відкритих джерел щодо розвитку ринку, макроекономічних та соціальних метрик (Державна служба статистики України [208, 209, 210], Національний банк України [219, 220, 221, 222], Світовий банк [188], Eurostat [55, 56]).

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що автором побудовано та імплементовано комплекс СППР на основі методів машинного навчання для забезпечення ефективності операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії на ринку продуктового ритейлу під впливом трансформаційних процесів та стрімкого розвитку новітніх сервісів електронної

комерції. Основні положення дисертаційної роботи, що визначають елементи її наукової новизни, полягають у наступному:

вперше:

- запропоновано новий концептуальний підхід до реалізації системи підтримки прийняття стратегічних рішень щодо формування оптимального розподілу полігонів за допомогою оптимізаційного алгоритму, що надає змогу забезпечити операційну та фінансову ефективність, та високий рівень метрик якості сервісу. Такий підхід дає змогу максимізувати обрану користувачем цільову метрику для послуги доставки «останньої милі» функції електронної комерції традиційної мережі продуктового ритейлу;

- побудовано систему підтримки прийняття операційних рішень для ефективного управління ресурсами внутрішньої кур'єрської служби продуктового ритейлера, яка розроблена на основі методів машинного навчання для прогнозування кількості замовлень та оптимізаційних алгоритмів для формування ефективного розподілу змін кур'єрів за типами транспорту;

удосконалено:

- методи та підходи до аналізу, моделювання часових рядів для покращення якості вхідних даних для систем підтримки прийняття рішень та ідентифікації ефектів від зовнішніх факторів впливу, зокрема пандемії COVID-19, внутрішніх ініціатив компанії, впливу конкурентів, погоди та святкових подій. На відміну від існуючих досліджень, були використані методи, що поєднують декомпозицію часових рядів в комбінації з нейронними мережами для виявлення ефектів зовнішніх факторів;

- концепцію прийняття інвестиційних рішень щодо органічного зростання мережі продуктового ритейлу, що розширена шляхом застосування методів машинного навчання для класифікації інвестиційно привабливих проєктів, спираючись на порівняння внутрішньої норми дохідності з граничним значенням ставки дисконтування компанії та використання широкого ряду геопросторових факторів і внутрішніх характеристик локації;

- модельний інструментарій для дослідження та прогнозування пікового навантаження у точках продажу, який побудований за допомогою регресійних методів машинного навчання, що на відміну від реалізованих раніше, використовує методи кластеризації часових рядів на основі алгоритму динамічної трансформації часової шкали для розширення набору факторів впливу та покращення точності;

- комплекс економіко-математичних моделей для покращення процесу оцінювання інвестиційних проєктів розширення мережі продуктового ритейлу. На відміну від існуючих підходів, за допомогою методів класифікації запропоновано алгоритм для оцінки ймовірності успіху інвестиційного проєкту та за допомогою комплексу регресійних моделей та моделей кластеризації часових рядів запропоновано алгоритм для рекомендації оптимальної площі торгового об'єкту з точки зору фінансової ефективності та граничного рівня якості сервісу. Сформований комплекс інструментів імплементовано в єдину систему підтримки прийняття інвестиційних рішень та моніторингу результативності портфелю проєктів компанії на ринку продуктового ритейлу;

отримали подальший розвиток:

- теоретико-методологічні засади дослідження впливу технологічного розвитку на генезис сутності та архітектури систем підтримки прийняття рішень, зокрема ідентифіковано етапи еволюції основних компонентів управління даними (від управління фрагментованими даними до доповненого аналізу даних) і моделями (від ретроспективного аналізу до автономних систем), та визначено перспективи їх подальшого розвитку;

- підхід до ідентифікації аномальних спостережень та очищення часових рядів, що на відміну від існуючих, був розширений шляхом зважування оцінок набору методів машинного навчання для забезпечення формування стійкого та надійного визначення викидів та збереження волатильних даних, що можуть пояснюватись факторами моделі прогнозування динаміки цільової метрики.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що побудований комплекс систем підтримки прийняття рішень на основі методів

машинного навчання для забезпечення ефективності операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії, сформовані висновки та рекомендації можуть бути впроваджені для формування результативних бізнес-процесів, максимізації метрик маржинальності прибутку, скорочення операційних витрат та підвищення зваженого рівня внутрішньої норми дохідності для інвестиційного портфелю компанії на ринку продуктового ритейлу.

Результати дослідження були впроваджені у діяльність провідних компаній на ринку продуктового ритейлу України та знайшли своє відображення:

- при розробці системи для автоматизованого планування графіків роботи кур'єрів та комплектувальників підрозділу електронної комерції (ТОВ «СІЛЬПО-ФУД», довідка № 86-08/5 від 14.08.2023);
- при трансформації політики компанії щодо прийняття інвестиційних рішень щодо розширення мережі супермаркетів (ПрАТ «ФОЗЗІ РІТЕЙЛ», довідка № 4.13/09 від 20.09.2023);
- при дослідженні ринку продуктового ритейлу та формуванні довгострокової стратегії розвитку компанії (ТОВ «ФОРА», довідка № 14-09/8 від 14.09.2023);
- при формуванні ефективної стратегії розвитку підприємства з врахуванням впливу конкурентного середовища та оцінки наслідків пандемії COVID-19 на поведінку споживачів на ринку продуктового ритейлу (ТОВ «ТРАШ», довідка № 14-08/29 від 28.08.2023);
- в рамках пріоритетного дослідження щодо використання методів машинного навчання у функції корпоративних фінансів для забезпечення ефективного процесу прийняття інвестиційних рішень (ГО «СІЕФЕЙ СОСАЕТІ ЮКРЕЙН», довідка № 1217 від 18.09.2023).

Основні положення та результати дисертації апробовані та впроваджені у навчальний процес у Київському національному університеті імені Тараса Шевченка (довідка №056/0054 від 19.01.2024). Результати дослідження знайшли відображення у навчальній програмі, лекційних та семінарських матеріалах

навчальних дисциплін «Mathematical Optimization / Дослідження операцій», «Економетрика», «Прикладна економетрика» та у навчально-методичному комплексі «Mathematical Optimization».

Особистий внесок здобувача. Дисертаційна робота є одноосібно та самостійно виконаною науковою працею. Усі розробки, практичні рекомендації, висновки та пропозиції, що отримані в ході проведення дослідження та виносяться на захист, є результатом власних досліджень та авторських здобутків. Із наукових праць, опублікованих у співавторстві, використано лише ті ідеї та положення, які є результатом власних досліджень здобувача.

Апробація результатів дисертації. Основні теоретичні положення та практичні результати дисертаційної роботи доповідались на 8 міжнародних та всеукраїнських наукових та науково-практичних конференціях:

- XIX Міжнародній науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку» (м. Київ, 18-19 березня 2021);
- 13th International Conference “The Economies of the Balkan and the Eastern European Countries in the Changing World” (EBEEC 2021, May 14-16, 2021, Pafos, Cyprus);
- II Міжнародному форумі «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах» (м. Київ, 28 вересня – 1 жовтня 2021);
- 12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT 2022, 26-28 September, 2022, Ruzomberok, Slovakia);
- XXI Міжнародній науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Шевченківська весна 2023. Повоєнне відновлення економіки України: проблеми та перспективи» (м. Київ, 29-31 березня 2023);
- IX International Scientific Conference “Information Technology and Implementation” (IT&I-2022, November 30 – December 02, 2022, Kyiv, Ukraine);
- VIII International Scientific Conference “Mathematical Methods, Models and Information Technologies in Economics” (20-21 April, 2023, Chernivtsi, Ukraine);

- 18th International Conference ICTERI 2023 on ICT in Education, Research and Industrial Applications: Integration, Harmonization, and Knowledge Transfer (ICTERI 2023, 18-22 September, 2023, Ivano-Frankivsk, Ukraine).

Публікації. Основні наукові положення й результати дисертаційної роботи викладено та опубліковано у 14 наукових праць, загальним обсягом 8,22 д.а., (особисто автору належить 6,05 д.а.), з яких: 9 наукових статей (у т.ч. 5 статті – у виданнях, що входять до міжнародних наукометричних баз Scopus та Web of Science) та 5 тез доповідей на науково-практичних конференціях.

Структура та обсяг дисертації. Специфіка теми дисертаційної роботи, сформульовані мета і завдання визначили структуру дисертації, яка складається зі вступу, трьох розділів, які поділяються на дев'ять підрозділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг дисертації – 264 сторінки, а основний зміст роботи викладено на 221 сторінці. Робота містить 4 таблиці та 56 рисунків. Список використаних джерел налічує 244 найменування, що представлені на 29 сторінках. Дисертація містить 5 додатків на 12 сторінках.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ПОБУДОВИ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

1.1. Генезис систем підтримки прийняття рішень та їх застосування на електронних та традиційних ринках продуктового ритейлу

Технології продовжують залишатися основним каталізатором змін у світі. Технологічний прогрес дає підприємствам, урядам чи громадським організаціям більше можливостей підвищувати свою ефективність, створювати чи переосмислювати пропозиції для ринку та робити внесок у добробут та розвиток людства. І хоча передбачити, як розвиватимуться технологічні тенденції та які очікувати глибокі ринкові зміни, залишається складним завданням, керівники можуть краще планувати, прогнозувати та приймати більш ефективні стратегічні рішення за допомогою цифрової трансформації та величезних масивів інформації, що тепер можна вважати новою формою «нафти» [101].

Проте можливість покращувати процес прийняття рішень компаніями за рахунок агрегування та обробки великих масивів інформації з'явилась лише за останні два десятиліття. Сама концепція підтримки прийняття рішень з'явилась в кінці 1950-х і на початку 1960-х років в основному з теоретичних досліджень організаційного прийняття рішень, що були проведені в Технологічному інституті Карнегі засновниками напрямку досліджень П. Кіном і Ч. Стабеллом [140].

В цей період розробка інформаційних систем менеджменту (MIS) була надзвичайно дорогою та складною з точки зору імплементації та підтримки [100]. В основному перші СППР стали доступними за рахунок створення нових потужних систем мейнфреймів, таких як IBM System 360 [38]. На той момент основним функціональним завданням інформаційних систем було забезпечення менеджменту структурованими періодичними звітами, що спирались на дані облікових та транзакційних систем (TPS). Основним завданням TPS була обробка великих обсягів господарських операцій в пакетному режимі, що відбувалась не інтерактивно, а була відкладеною в часі.

Згодом на початку 1970-х років з появою мікропроцесора комп'ютерні системи стають інтерактивними і дають поштовх до появи перших СППР. У 1970-му році у дослідженні Дж. Літла [114] вперше описується СППР як набір процедур, що спираються на моделі, для обробки даних та формування оцінок для підтримки прийняття управлінських рішень. Вже у 1978-му році П. Кін та М. Скотт Мортон [100] охарактеризували системи підтримки прийняття рішень як такі, що поєднують інтелектуальні ресурси людей із можливостями комп'ютера для покращення якості рішень. В своїй роботі дослідники одні з перших запропонували визначення СППР: «комп'ютерна система підтримки користувачів, що приймають управлінські рішення для розв'язання напівструктурованих проблем» [100, с. 10].

У дослідженні Р. Спрага і Х. Ватсона [159] зазначається, що наприкінці 1970-х років поняття системи підтримки прийняття рішень окрім теоретичного поля дослідження набуває і поняття ринкового продукту. З раннього розвитку СППР формуються принципи, що стали загально визнаною «структурною теорією» описаною у дослідженні Р. Спрага та Е. Карлсона [158]. Структурна теорія складається з трьох основних компонентів:

1. *Компонент даних* включає джерела даних і системи керування даними, які використовуються для збору, зберігання та отримання даних, пов'язаних із завданням прийняття рішень.

2. *Компонент моделі* включає в себе моделі, алгоритми та методи, які використовуються для аналізу та обробки даних, а також для надання інформації та рекомендацій особам, які приймають рішення.

3. *Компонент інтерфейсу користувача* включає дизайн інтерфейсу, інтерактивні функції та вказівки для користувача, які використовуються для того, щоб особа, яка приймає рішення, могла взаємодіяти з СППР і розуміти надані результати.

Структурна теорія також наголошує на важливості розуміння процесу прийняття рішень, потреб і переваг особи, яка приймає рішення, а також на відповідному проектуванні СППР, що якнайкраще задовольняє даний процес.

Теорія припускає, що СППР має бути розроблено для підтримки конкретного завдання прийняття рішень, і що структура СППР має бути узгоджена зі структурою завдання. Даний підхід передбачає визначення ключових змінних рішень, зв'язків між змінними та критеріїв, які використовуються для оцінки альтернатив.

Дослідник С. Альтер [5, 6] зробив значний вплив на розвиток концепції СППР, запропонувавши першу класифікацію в 1975-му році. Він провів комплексне дослідження, яке охопило 56 тематичних досліджень СППР, і згодом визначив сім різних типів СППР, починаючи від простого звітування та аналізу даних до складних процесів моделювання та оптимізації. Крім того, С. Альтер розбив сім типів СППР на дві основні групи: орієнтовані на дані (Data-Oriented) та орієнтовані на моделі (Model-Oriented). Дана класифікація ґрунтувалася на тому, чи базується СППР насамперед на аналізі значних обсягів даних чи на використанні передових методів аналізу та моделювання, таких як математичне програмування. Запропоноване С. Альтером розбиття дозволило більш детально зрозуміти роль і функції різних СППР.

Ранні СППР, що були розроблені у 1970-х рр., були надзвичайно простими, надавали змогу виконувати базові арифметичні операції та агрегувати метрики для бізнесу у вигляді електронних таблиць [142]. А вже просунуті системи підтримки прийняття рішень (ADSS) були розроблені у 1980-х роках та інтегрували моделі, що спирались на теорію дослідження операцій і науки про менеджмент. Наприклад, до перших систем було інтегровано фундаментальні моделі лінійного програмування для оптимізації цільової функції, як правило, витрат або вигоди для організації, з урахуванням деяких обмежень. Окрім того, в цей період застосування оптимізаційних задач спиралось на фінансову інформацію для прийняття управлінських рішень [152].

Важливою особливістю для нової генерації СППР стала можливість керувати так званим сценарним аналізом «що, якщо». Такий вид імітаційного моделювання давав змогу користувачу використовувати кілька моделей або єдину форму моделі з широким набором параметрів для визначення ефекту на

цільову бізнес-метрику за різноманітних сценаріїв, оцінки ризиків та формування оптимального варіанту розвитку стратегії як на тактичному, так і на стратегічному рівні організації.

Останнім кроком в еволюції просунутих СППР є інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень (IDSS), що були сформовані наприкінці 1980-х та 1990-х років. Новітні системи починають спиратись на методи машинного навчання та інтелектуальний аналіз великих масивів даних. Переважну частину таких СППР можна описати як системи, що керуються даними (Data-Driven DSS) та системи, що керуються моделями (Model-Driven DSS). Розробка IDSS підкреслила цінність в накопиченні даних, а також можливостей, які можуть надавати глибокі знання на основі великих масивів як структурованої, так і не структурованої інформації.

Варто зазначити, що на початку 1990-х років відбувся значний технологічний зсув від СППР на базі мейнфрейму до СППР на основі клієнта/сервера, та були представлені перші інструменти OLAP, що дозволили аналітичну обробку у режимі реального часу. Постачальники СУБД визнали, що підтримка прийняття рішень на базі реальних можливостей OLAP технологій більш ефективна від OLTP, що спричинило широке впровадження нової технології у продуктивних рішеннях [138].

Упродовж даного періоду Г. Дрезнер зіграв ключову роль у популяризації терміну «Business Intelligence» як загальної концепції, що охоплює широкий спектр застосунків, технологій і процесів, спрямованих на збір, зберігання, доступність і аналіз даних для сприяння покращенню прийняття рішень серед бізнес-користувачів [184]. Даний тренд ознаменував значний розвиток у сфері інформаційних технологій і підтримки прийняття рішень. Оскільки термінологія отримала широке визнання, особливо в бізнесі та технологічному секторах, вона почала витісняти раніше домінуючий термін «системи підтримки прийняття рішень», який часто використовувався для позначення інтерактивних інформаційних панелей, які підтримували процеси прийняття рішень.

У 1995-му році у світі технологій підтримки прийняття рішень відбулися кардинальні зміни, оскільки сховища даних і поява веб-мережі почали глибоко впливати як на практичну розробку СППР, так і наукові дослідження. За цей час конвергенція сховищ даних надала змогу організаціям ефективно консолідувати величезні обсяги даних і керувати ними, роблячи їх легкодоступними для користувачів, які приймають рішення. Синергія між цими розробками проклала шлях для веб-орієнтованих і веб-сумісних СППР. Дослідження Д. Павера [140] описує дані системи, як такі, що використовували можливості Інтернет-мережі для надання інструментів підтримки прийняття рішень, звітів і аналітики безпосередньо кінцевим користувачам через веб-браузери. Така зміна різко розширила доступність і охоплення СППР, що надало змогу особам, які приймають рішення, отримувати доступ до важливої інформації з будь-якого місця, де є підключення до веб-мережі [140].

У 1997-му році В. Дхар і Р. Стайн [44] у книзі «Інтелектуальні методи підтримки прийняття рішень: наука про роботу зі знаннями» запропонували розширення класифікації СППР та виділили наступні типи:

1. **СППР, що керуються моделями (*Model-Driven DSS*)** спираються на математичні, статистичні або інші кількісні моделі, що використовуються для аналізу даних і створення прогнозів або рекомендацій. Приклади включають системи прогнозування, системи оптимізації, системи моделювання та системи ІІІ.

2. **СППР, що керуються даними (*Data-Driven DSS*)** базуються на великих обсягах даних і використовують методи інтелектуального аналізу даних і машинного навчання для виявлення патернів, взаємозв'язків та інсайтів, які можуть підтримувати прийняття рішень. Приклади включають сховища даних, вітрини даних та інструменти візуалізації даних.

3. **СППР, що керуються знаннями (*Knowledge-Driven DSS*)** формуються на експертних знаннях і правилах, які використовуються для прийняття рішень або рекомендацій. Приклади включають експертні системи, системи на основі правил і дерева рішень.

4. СППР, що керуються повідомленнями (*Communication-Driven DSS*)

створені для полегшення комунікації та взаємодії між користувачами, які приймають рішення, та зацікавленими сторонами. Приклади включають системи підтримки прийняття групових рішень, системи віртуальних зустрічей і робочі простори для спільної роботи.

5. СППР, що керуються документами (*Document-Driven DSS*)

використовують документи, звіти та інші форми текстової інформації для підтримки прийняття рішень. Приклади включають системи текстової аналітики, системи керування документами та пошукові системи.

6. СППР на основі веб-технологій (*Web-Based DSS*). Приклади включають системи веб-аналітики, системи рекомендацій електронної комерції та системи аналітики соціальних мереж.

Упродовж 2000-х років кілька основних факторів спричинили значні зміни в розвитку СППР. Поширення неструктурованих даних у поєднанні з широкою доступністю мережевих комп'ютерів і прогресом у мережевих технологіях і технологіях зберігання спонукали до широкого впровадження платформ для організації розподіленого зберігання, таких як Hadoop [98]. На тлі цих подій поліпшення співвідношення ціни та продуктивності апаратного забезпечення надало змогу побудувати комбіновану інфраструктуру, спеціально розроблену для виконання складної дескриптивної та прогностичної аналітики. Розвиток таких аналітичних платформ вказує на конвергенцію зі статистичними методами та методами машинного навчання для обробки великих обсягів даних, що триває і надалі. Еволюція розвитку СППР та їх класифікація описана на рис. 1.1., де запропоновані В. Дхаром і Р. Стайном типи СППР об'єднані в групу інтелектуальних СППР (IDSS).

Варто зазначити, що хоч основна форма та алгоритми побудови СППР, що спираються на дані або ж методи машинного навчання були закладені ще у 1970-х роках, проте відтворення у продуктовому вигляді подібних систем залишалось дорогим, а серверних потужностей було недостатньо для обробки великих масивів даних, що могло б приносити суттєвий ефект для бізнесу. Як зазначалось

раніше, поява у 1958-му році мікропроцесора або ж інтегральної мікросхеми повністю змінила уявлення про електронну промисловість. У 1965-му році Г. Мур, один із засновників компанії Intel, провів емпіричне дослідження, яке припускало, що кількість транзисторів на кристалі мікросхеми буде подвоюватись кожні два роки [124]. Позитивні результати постійного зменшення масштабу, передбаченого законом Мура, включають одночасне зниження вартості, що стало можливим завдяки встановленню більшої кількості транзисторів, а також підвищення продуктивності з точки зору швидкості, компактності та енергоспоживання [13].

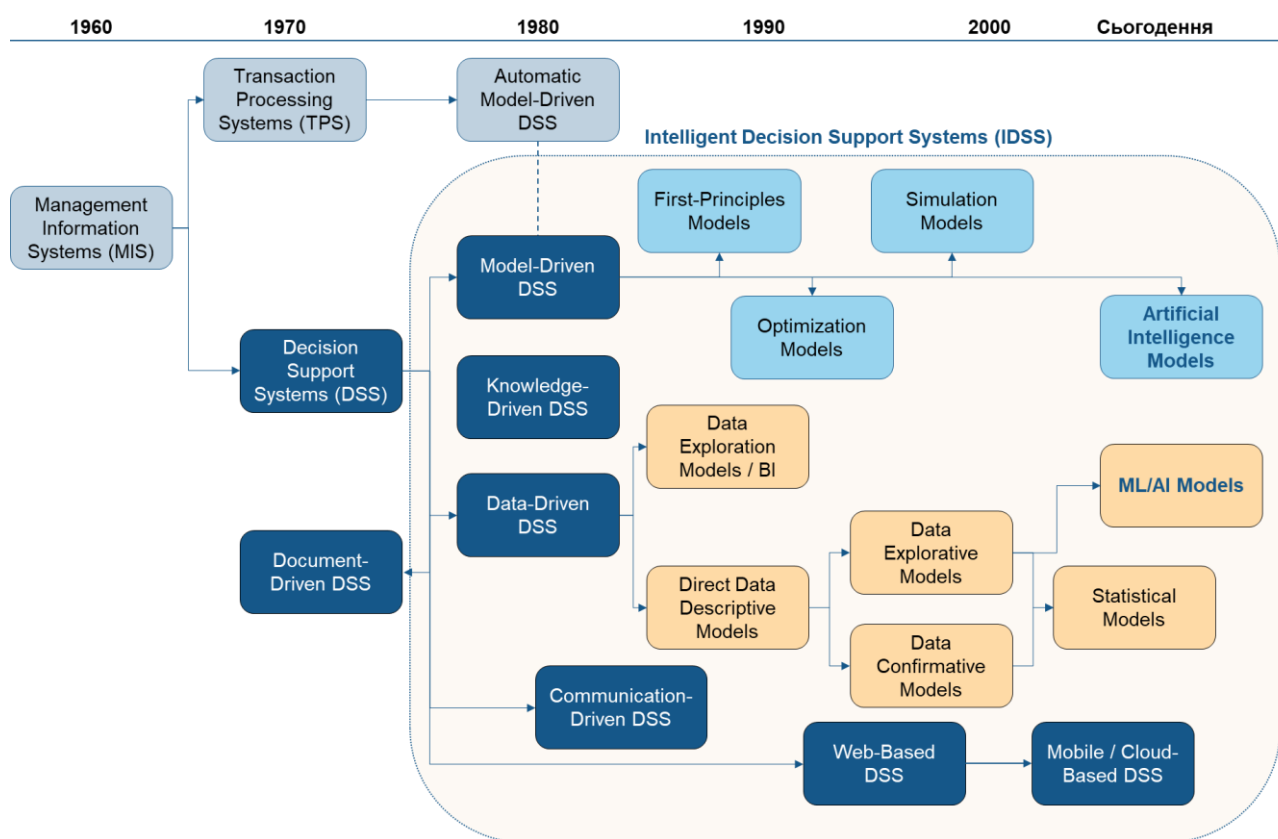


Рис. 1.1. Еволюція розвитку систем підтримки прийняття рішень

Джерело: розроблено автором на основі [44, 142, 152].

Проте новітні дослідження вказують, що обчислювальні системи повинні досягти фізичних меж закону Мура вже в поточному десятилітті [150]. Високі температури транзисторів з часом унеможливають створення менших схем, так як охолодження транзисторів потребує вже більше енергії, ніж кількість енергії, яка проходить через транзистори [134]. Вартість досліджень і розробок для

дотримання закону Мура зросла, а кількість компаній, здатних виробляти чіпи наступного покоління, зменшилася.

Щоб компенсувати це, прогрес у програмному забезпеченні, алгоритмах і спеціалізованій архітектурі мікросхем стає все більш важливим для подальшого прогресу в обчислювальній техніці. Даний тренд вказує на те, що прогрес може бути менш універсальним і надавати перевагу тим, хто має достатні ресурси. Спеціалізовані мікросхеми, розроблені для конкретних застосувань, зокрема в ШІ, вже використовуються. Проте такий перехід створює проблеми, оскільки створення наступників сучасних мікросхем загального призначення є тривалим і невизначеним процесом, який вимагає значних інвестицій у дослідження та розробки [150].

Проте варто відмітити, що інвестиції у розширення технологічного росту окрім впливу на розвиток ринку інформаційних технологій, дозволяє і вторинно розширити якість СППР, що надають змогу отримати значну конкурентну перевагу та трансформувати управлінські процеси компанії. Переваги впровадження СППР в організаціях, що визначили С. Альтер [6], Є. Турбан [178], Д. Павер [141], Г. Удо і Т. Гімарайнш [179] можна розширити до наступного переліку:

1. *Покращена індивідуальна продуктивність:* СППР підвищує ефективність роботи з даними осіб, які приймають рішення. Завдяки автоматизації рутинних завдань СППР не тільки скорочує необхідний час, але й підвищує точність, що надає змогу користувачам зосередитися на більш важливих аспектах своїх ролей. Користувачі отримують нові інсайти та краще розуміють бізнес-середовище. Деякі СППР також служать інструментами навчання нових співробітників, зменшуючи час на отримання досвіду для ефективного прийняття рішень і зберігаючи цінні знання.

2. *Покращена якість і швидкість прийняття рішень:* СППР на основі даних пропонує швидший доступ до інформації, що стосується прийняття рішень, підвищуючи послідовність і точність рішень. СППР сприяє швидшому вирішенню проблем, надає альтернативні перспективи та підтримує аналіз «що,

якщо» у фінансовому та стратегічному плануванні. Деякі СППР забезпечують доступ до даних у режимі реального часу, що сприяє швидшому реагуванню на нові обставини у бізнес-середовищі чи зміни операційних процесів.

3. Посилений організаційний контроль: певні СППР надають зведені дані для цілей організаційного контролю, що можна відстежувати та аналізувати для підтримки загального управління організацією.

4. Підтримка досліджень і відкриттів: у менш структурованих або нових ситуаціях прийняття рішень СППР заохочує осіб, які приймають рішення, досліджувати та відкривати нові ідеї, альтернативи та можливості в межах домену або сфери дії СППР.

5. Масштабованість: СППР може адаптуватися до динамічних потреб організацій. У міру зростання бізнесу система може обробляти більші обсяги даних і контролювати доступність інформації для різних за функціональністю користувачів.

6. Зменшення організаційних витрат: СППР може допомогти зменшити витрати, пов'язані з ручною обробкою даних, людськими помилками та часом, витраченим на завдання, пов'язані з прийняттям рішень.

7. Управління ризиками: СППР може підтримувати оцінку ризиків, допомагаючи організаціям приймати обґрунтовані рішення в складних і невизначених середовищах.

Серед непрямих ефектів від імплементації СППР можна виділити також боротьбу з когнітивними відхиленнями при прийнятті рішень в організаціях. Відповідно до McKinsey [123] можна виділити наступні когнітивні відхилення при прийнятті управлінських рішень: упереджене сприйняття, «стадний менталітет», помилку безповоротних втрат, ігнорування неприємної інформації та «гало-ефект». СППР може допомогти протистояти упередженості, надаючи різноманітні джерела даних і аналітику, що представляють комплексне уявлення про бізнес-проблему. Проте варто відмітити, що СППР мають і свої обмеження:

1. Обмеження мети та обсягу: СППР є цілеспрямованою та структурованою для досягнення конкретних цілей. Корисність системи

обмежена цільовим призначенням, і відхилення від попередньо визначених даних і моделей можуть бути обмежувальними.

2. Проблеми інтеграції. Інтеграція СППР вимагає бездоганного узгодження з робочим процесом організації, протоколами прийняття рішень і існуючими системами. Даний процес інтеграції може вимагати додаткових ресурсів і часу для отримання первинного фінансового ефекту від імплементації.

3. Технологічні обмеження: СППР підлягає технологічним обмеженням, включаючи доступність і сумісність апаратного та програмного забезпечення. Такі обмеження можуть впливати на масштабованість, продуктивність і функціональність системи.

4. Проблеми поведінкової інженерії: Впровадження СППР можна сприймати як форму поведінкової інженерії, коли система впливає на поведінку та спрямовує її на прийняття рішень. Деякі керівники можуть чинити опір такому втручання, віддаючи перевагу традиційним методам прийняття рішень.

Відповідно до еволюції СППР (рис. 1.1), аналізу поточного стану і перспектив розвитку, системи, що зможуть найкраще адаптувати можливості застосування ІІІ, дозволять компаніям отримати найкращий потенціал зростання та покращення фінансових метрик [27]. В 2021-му році інвестиції в компанії, що розвивають технології на основі ІІІ сягнули 93,5 млрд доларів, що майже в двічі більше ніж в 2020-му році [27, 197]. Потенційний фінансовий ефект від впровадження ІІІ оцінюється McKinsey [27] від 10 до 15 трлн доларів, що можна підтвердити поточними результатами технологічних лідерів галузі [26]: 67% компаній вважають, що змогли збільшити виручку за допомогою ІІІ, в той час як 27% респондентів оцінюють ефект від впровадження ІІІ на їх ЕВІТ не менше ніж 5%.

Найбільш активно компанії використовують ІІІ для підтримки сервісних операцій, комунікації з користувачами, а також імплементують елементи ІІІ при розробці нових продуктів чи сервісів (рис. 1.2). Більш активними при адаптації машинного навчання традиційно залишаються компанії, що представляють галузі технологій та телекомунікацій, а також охорони здоров'я. Ритейл активно

використовує ШІ для просування товарів, персоналізованого маркетингу та збільшення продажів шляхом виявлення патернів поведінки споживачів та надання індивідуальних рекомендацій. Проте на разі незначна частка компаній готова інвестувати в ШІ для розвитку функції стратегічного планування та корпоративних фінансів. Також існує значний потенціал для адаптації технологій в процесах управління ланцюгами поставок, кадрами та внутрішнього виробництва.

Функція бізнесу:	Галузь:					
	Всі галузі	Ритейл	Фінансові сервіси	Технології / Телеком	Фармацевтика	Охорона здоров'я
Сервісні операції	25	26	15	34	17	40
Розробка продукту	23	15	17	45	29	20
Маркетинг та продажі	20	28	22	28	14	24
Управління ланцюгом поставок	13	13	18	16	9	8
Оцінка ризиків	13	13	1	16	13	32
Виробництво	12	8	18	11	11	4
HR	9	14	2	12	9	10
Стратегія та корпоративні фінанси	9	8	4	10	12	13

Рис. 1.2. Використання ШІ в розрізі галузей та функцій бізнесу (% компаній-респондентів, що взяли участь в опитуванні)

Джерело: розроблено автором на основі даних The AI Index 2022 Annual Report [27, 197].

Пенетрація СППР, в т.ч. IDSS на основі ШІ в підтримку бізнес-операцій лідерів ринку продуктового ритейлу значно зросла за останні роки. Однак дослідження вказують, що не всі бізнес-функції рівномірно реалізували трансформаційний потенціал технологій. В даному підрозділі будуть розглянуті найбільш поширені сфери застосування СППР в продуктовому ритейлі. На основі підходів до проектування та трендів на ринку продуктового ритейлу в Україні та світі, що описані в наступних підрозділах, будуть визначені найбільш пріоритетні напрямки застосування.

СППР знаходять широке застосування в секторі продуктового ритейлу, сприяючи більш обґрунтованому прийняттю рішень та операційній ефективності. Серед ключових груп напрямків застосування СППР у продуктивній ритейлі можна виділити:

1. Аналіз продажів і ефективності: СППР забезпечує поглиблену аналітику та звітність щодо ефективності продажів, що надає змогу ритейлерам оцінювати ефективність маркетингових стратегій і продуктивність продажу різних категорій продуктів. Таким чином СППР допомагає визначити успішні ініціативи, а також товарні категорії, які потребують більш активного просування.

Одні з перших СППР, що використовувались продуктивними ритейлерами надавали змогу більш ефективно приймати рішення щодо оцінки та просування товарів. Зокрема, розроблена ще в 1995-му році Дж. Г. Девісом та Д. Сундарамом [39], СППР під назвою PETAAPS (Promotion Evaluation, Tracking and Planning System) дозволяла менеджерам компаній на ринку продуктового ритейлу приймати обґрунтовані рішення щодо просування продуктів на основі таких критеріїв, як падіння продажів за певний період. Користувач міг обрати бажаний тип просування на основі історичних даних і графічної інтерпретації, а СППР давала змогу визначити оптимальні витрати для промо-акції. Модель враховувала обсяг ринку, потенціал і мінімальний обсяг продажів та дозволяла визначити ефективний бюджет за допомогою параметра охоплення.

Сучасні СППР за допомогою економіко-математичного моделювання надають змогу шукати шляхи оптимізації медіа-стратегії для компаній на ринку ритейлу. У дослідженні Я. В. Фаренюк та Г. О. Чорноус [60] представлено результати регресійного моделювання впливу каналів комунікації для оцінки рентабельності інвестицій у маркетинг (ROMI). Автори пропонують концепцію інтерактивної інформаційно-аналітичної СППР для допомоги в бізнес-плануванні та формуванні ефективної медіа-стратегії. В роботі Т. Затонацької, Т. Воловця, О. Длугопольського, О. Подскребка та О. Максимчук [196] описується підхід до побудови кластерного аналізу для ринку електронної

комерції. Використовуючи підхід авторів до ієрархічної кластеризації Уорда в комбінації з методами кластерної візуалізації, модель надає змогу ефективно сегментувати ринок, а також визначити патерни поведінки та вподобання споживачів. Автори зазначають, що впровадження розробленої моделі допомагає оптимізувати ефективність продажів і стратегічно розподіляти маркетингові витрати.

Лідери ринку також інвестують в розробку СППР, що надають змогу відстежувати ринкові тенденції, економічні показники та стратегії конкурентів. Така інформація допомагає ритейлерам приймати проактивні рішення, визначаючи нові ринкові тенденції та вподобання споживачів, таким чином дозволяючи їм адаптувати стратегії у відповідь на зміну динаміки ринку.

2. Управління товарними залишками: СППР допомагає оптимізувати рівень товарних залишків шляхом аналізу історичних даних, моделей продажів і ринкових тенденцій, що дає змогу продуктовим ритейлерам точніше прогнозувати попит, зменшуючи випадки дефіциту або надлишкового рівня товарних залишків. Впроваджуючи моделі прогнозування залишків, ритейлери можуть оптимізувати свій ланцюжок поставок, зменшуючи операційні витрати, втрати від списань та підвищуючи операційну та фінансову ефективність.

Провідні продуктові ритейлери використовують алгоритми для прогнозування попиту, дозволяючи СППР автоматизувати процеси формування замовлення для поповнення товарних залишків. Кількість факторів, що включають ритейлери при моделюванні, може сягати понад 50 різних параметрів, включаючи ціни та програми просування та акції (включно з конкурентами), фактор канібалізації, локальні погодні умови, час роботи точки продажу, святкові події тощо. Це призводить до покращення точності прогнозів попиту та більш операційно ефективних замовлень. Продуктові ритейлери зазначають наступні ефекти від впровадження алгоритмів прогнозування [63]:

- зменшення дефіциту товарних залишків на 25%;
- скорочення рівня списань не менш як на 10%;
- підвищення валової маржинальності до 9 в.п.;

- покращення ширини асортименту;
- скорочення вартості на підтримку процесу формування оптимального рівня залишків до 30% завдяки підвищеній автоматизації.

Варто зазначити, що під впливом пандемії COVID-19 ритейлери все більше зосереджується на підтримці гігієни, якості та безпеки в магазинах. Дослідження, проведене О. Кабадурмусом [96], пропонує підхід до зменшення харчових відходів і підвищення ефективності ланцюгів постачання продуктових магазинів під час кризи. Запропонована СППР на основі даних, яка інтегрує технологію розумного пакування, спрямована на оптимізацію управління товарними залишками та стратегією ціноутворення, забезпечуючи як задоволення споживачів, так і максимізуючи фінансові результати. Основна ідея СППР полягає в тому, щоб інформувати споживачів про рівень свіжості продуктів без необхідності прямого контакту. Запропонований підхід динамічно коригує ціни на швидкопсувні продукти в режимі реального часу залежно від рівня їх свіжості. Основна мета як запропонованого підходу автором, так і більшості продуктових рішень для управління товарними залишками, це зменшення харчових відходів та списань, скорочення кількості відмов споживачів від окремих категорій продуктів чи SKU та оптимізація маржинальності за рахунок підвищення оборотності залишків у продуктових магазинах.

3. Мерчандайзинг і планування асортименту: лідери ринку використовують СППР, що спирається на великі масиви даних, що описують продажі, споживчі вподобання та ринкові тенденції, щоб запропонувати найбільш маржинальний асортимент, визначити, які товари активно рекламувати, а для яких варто знижувати ціну і проводити промо-акції. Такий підхід допомагає ритейлерам приймати обґрунтовані рішення про те, які продукти зберігати та як їх розміщувати на полиці для досягнення максимального ефекту. У науковій публікації А. Хюбнера [81] розкривається проблема формування оптимального розподілу асортименту на полицях магазину для відповідності запиту споживачів та задоволення найвищого рівня

попиту. СППР, що була описана автором, можна представити у вигляді окремих модулів:

1. *Планування продажів за категорією*, що включає завдання стратегічного/тактичного планування: вибір категорій, визначення ролі кожної категорії, прогнозування середньострокового попиту та оцінка загальної площі полиці для виділеної категорії. Модуль визначає глибину товарних категорій та їх рівень цін відносно категорій заміщення.

2. *Планування асортименту* передбачає перерахування та виключення товарів. Він ґрунтується на вищих рішеннях категорійного планування продажів. При оптимізації асортименту важливо враховувати попит споживачів.

3. *Планування простору полиць* призначає горизонтальні та вертикальні розташування та простір на полиці для перелічених продуктів, згідно з обмеженнями розміру стелажів чи іншого торгового обладнання. Попит на товар може залежати від наявної кількості та місця на полиці.

4. *Планування поповнення товарів у торговому залі* включає в себе процеси логістики, планування обсягів та циклів (частоти) поповнення.

Застосування евристичних підходів до алокації асортименту у фізичному просторі з можливістю врахування стохастичного попиту, ефектів заміщення та еластичності може надавати продуктовим ритейлерам потенціал покращення валової маржі від 15% [82].

4. Управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM): СППР полегшує керування даними клієнтів і допомагає зрозуміти поведінку та вподобання споживачів, що дозволяє ритейлерам персоналізувати маркетингові стратегії, програми лояльності та рекламні пропозиції на основі історичних моделей покупок і сегментації клієнтів, підвищуючи лояльність клієнтів і збільшуючи показник утримання бази споживачів.

Дослідження Б. Мадані та Х. Альшрайде [118] описує підхід до застосування моделей класифікації для оцінки ймовірності повторних покупок клієнтів на онлайн-платформах доставки їжі, що служить цінним інструментом для покращення розуміння поведінки клієнтів та визначення ключових

детермінантів задоволеності споживачів. Інтеграція такого підходу в CRM систему дозволяє підвищити якість послуги та знизити рівень відтоку. Аналогічні результати підтверджують дослідники дослідженні Р. А. Сухардžo та А. Вібово [170], що інтегрували в CRM-систему аналіз ринкового кошика, зокрема метод правила подвійної асоціації, для комплексного аналізу поведінки споживачів при покупці і збільшення ширини покупок. Провідні ритейлери активно розвивають власні рекомендаційні системи, формують вітрини з метриками поведінки споживачів для можливості додаткових продажів чи крос-продажів як через онлайн так і через офлайн канали, підсилюючи ефект за допомогою алгоритмів ШІ.

5. Цінові стратегії та оптимізація: СППР допомагає ритейлерам із динамічними ціновими стратегіями. Аналізуючи ціни конкурентів, споживчий попит і ринкові умови, СППР пропонує оптимальні ціни для максимізації прибутку, що не знижують конкурентоспроможність. Ритейлери можуть адаптувати ціни в режимі реального часу, щоб отримати вигоду від попиту або змін на ринку. У дослідженні О. Гонсалес-Беніто [67] розкривається підхід щодо використання методів прогнозування попиту ритейлерами для підтримки прийняття рішень. Автор пропонує модель підтримки прийняття рішень для оцінювання оптимальних цін, що максимізують прибутковість категорії спираючись на модель апроксимації функції попиту. Шляхом моделювання конкурентної асиметрії функції попиту, яка лежить в основі моделі підтримки прийняття рішень, автори оцінюють наслідки для цінових рішень, продажів та маржинальності. Таким чином провідні ритейлери за допомогою системи динамічного ціноутворення можуть одночасно впливати не тільки на підвищення продажів і скорочення списань, а також більш ефективного управління товарними залишками, зменшення операційних витрат та навіть реалізації стратегії стійкого розвитку. Актуальність використання СППР для формування оптимальної цінової політики зростає з розширенням впливу B2C-маркетплейсів, які функціонують у форматі компаній-платформ [86].

6. Управління ланцюгом поставок і логістикою: СППР допомагає оптимізувати ланцюг поставок шляхом оптимізації процесів логістики та дистрибуції. Системи допомагають вирішувати завдання оптимізації маршрутів, розподілу товарних залишків і управління складськими процесами, знижуючи операційні витрати та підвищуючи ефективність доставки.

Варто відмітити, що ланцюжки постачання продуктових мереж зазнали значних збоїв під час кризи COVID-19, що призвело до миттєвого дисбалансу попиту та пропозиції. Як результат споживачі могли відчувати дефіцит певних категорій товарів (Out-of-Stock), а ритейлери відчувати негативний ефект від надлишкових товарів (Overstock). Затримки у поповненні товарних залишків призвели до випадків, коли полиці були порожніми або недостатньо укомплектованими [66]. Крім того, проблеми поширювалися на значні списання швидкопсувних продуктів, що сприяло збільшенню харчових відходів [112], а також підвищувало побоювання споживачів щодо безпеки та якості харчових продуктів, що стимулювало їх змінювати раціон від менш доступних свіжих овочів та фруктів до розфасованих продуктів харчування [200]. Саме тому від впливом даного тренду даний напрямок застосування отримав додаткову увагу дослідників.

У роботі Г. Елкаді [47] представлено структуру підтримки прийняття рішень, спрямовану на оцінку ефективності ланцюга поставок продуктового ритейлера з використанням підходу моделювання системної динаміки. Використовуючи підхід до імітаційного моделювання, СППР дає змогу відобразити вплив взаємодії ритейлерів на динаміку складної системи. Дослідження К. Фікара [55] описує СППР, що використовує симуляцію на основі агентів і методи динамічної маршрутизації для вивчення шляхів оптимізації процесів інвентаризації і операцій доставки для сервісу електронної комерції продуктового ритейлера. Результати роботи автора підкреслюють потенціал перетікання ефекту від скорочення відстані маршрутів доставки та мінімізацією харчових відходів, підкреслюючи критичну роль стратегії інвентаризації при відборі SKU для кожного окремого замовлення. Результат дослідження

підкреслює ефект від масштабування залученості мережі фізичних B&M магазинів на можливість розвитку потенціалу від впровадження СППР.

Пошук оптимального рішення для забезпечення омніканального досвіду та оптимізації логістики «останньої милі» в онлайн-покупках продуктів за допомогою СППР стає все більш актуальною задачею і на ринках, що розвиваються. У роботі М. К. Аль-Навейсе, М. М. Алнабхана, М.М. Аль-Дебея, і В. Балачандрана [4] пропонується підхід до розробки СППР для вибору оптимальної операційної системи доставки, збалансувавши очікування споживачів та економічну ефективність. СППР оцінює три альтернативні послуги (доставка додому, доставка до пункту видачі та самовивіз від магазину ритейлера) на основі ключових показників ефективності: вартість, відстань до споживача та час доставки.

В даному сегменті застосування СППР існує широкий ряд моделей, що надають змогу скоротити логістичні витрати та підвищити ефективність поставок шляхом оптимізації маршрутів. Непрямі ефекти від покращення роботи розподільчих центрів та ланцюгів поставок є зростання продажів шляхом стимулювання рівня доступності товарів і скорочення показника «Out-of-Stock», скорочення списань через оцінку оптимального розміру замовлення, підвищення рівня лояльності споживачів. А з розвитком електронної комерції вплив на маржинальність кожного замовлення починає все вище залежати від ефективності систем маршрутизації та операційного планування, що дає синергетичний ефект з наступним типом СППР.

7. Операційна ефективність і розподіл ресурсів: СППР допомагає розподіляти ресурси та приймати оперативні рішення в плануванні робочої сили, забезпечуючи оптимальне використання ресурсів і відповідність вимогам споживачів щодо сервісу. Часто СППР для планування ресурсів зосереджені на мінімізації витрат на оплату праці на основі зовнішніх прогнозів продажів без урахування потенційних втрат продажів від дефіциту робочого часу працівників та погіршення якості сервісу. Дослідження Н. Шападоса, М. Жоліво, П. Лекюєра та Л.-М. Руссо [10] фокусується на проблемі планування з оптимізацією саме

операційного прибутку, що розглядає ефективний розподіл ресурсу як можливість і до підвищення продажів, і до скорочення операційних витрат. Автори представили гнучку стохастичну модель прогнозування продажів, що використовує історичні дані на рівні окремих магазинів для врахування різних факторів продажів, включаючи кількість штатного персоналу. Модель оптимізації сформована на основі методів змішаного цілочисельного програмування (MIP) і програмування з обмеженнями (CP) для ефективного вирішення складної задачі змішаного цілочисельного нелінійного планування (MINLP) з метою максимізації прибутку. За розрахунками дослідників для продуктової мережі середнього розміру інтегрований підхід до прогнозування та планування демонструє потенціал збільшення чистого прибутку на 2-3% у порівнянні з базовим плануванням.

В свою чергу М. Васкес-Ногероль, Х. Комесанья-Бенавідес, Р. Полер [182] пропонують рішення, що інтегрує процеси електронної комерції в змішану модель лінійного програмування для щоденного розподілу замовлень до магазинів, що комплектують замовлення та відповідні транспортні засоби, що виконують доставку. СППР враховує фактори роботи з великою кількістю SKU у замовленні, що впливає на час комплектування, і задоволення вимог споживачів щодо швидких і своєчасних поставок. Ефективність моделі підтверджено шляхом оцінки порівняно з детермінованими методами; вона надає змогу компанії скоротити загальні операційні витрати на обробку замовлення на 11%, витрати на збирання на 6%, а витрати доставки на понад 36%. З розвитком на ринку продуктового ритейлу окремого сегменту швидкої доставки за хвилини, СППР для ефективного планування ресурсу як комплектувальників так і кур'єрів може допомогти компаніям досягати операційної беззбитковості, дозволяючи зберігати бажаний рівень сервісу та забезпечити обіцяну для споживачів метрику «Click-to-Eat».

8. Формування рекомендації щодо вибору локацій для органічного зростання мережі: сучасні СППР дають змогу включати такі критерії для оцінювання локації, як операційні витрати, ринковий потенціал, демографічні

показники та рівень конкуренції. За допомогою аналізу даних і моделювання СППР оцінює потенційні локації, проводить симуляцію сценаріїв і використовує аналіз чутливості. Особи, які приймають рішення, можуть призначати ваги критеріям, використовувати інструменти візуалізації для просторового розуміння та отримувати переваги від оновлень у реальному часі.

Часто географічні інформаційні системи (GIS) служать потужним компонентом для СППР у контексті прийняття просторових рішень, що дають змогу інтегрувати та аналізувати географічні дані для прийняття рішень, пов'язаних із розташуванням, просторовими зв'язками та розподілом ресурсів. Проте ще у 1995-му році І. Кларк і Д. Роулі у своїй роботі [28] описували недостатньо швидке впровадження та застосування GIS для оцінювання локацій для розміщення точок продажу. Вони підкреслили такі перешкоди як консервативність стратегій визначення локацій, недооцінка потенційних конкурентних переваг застосування GIS та необхідність інтеграції GIS в існуючі інструменти підтримки прийняття рішень. Їхній аналіз показав, що ефективно використання GIS як СППР залежить від їх повної інтеграції в набір інструментів підтримки прийняття рішень, які використовуються менеджерами компанії на ринку продуктового ритейлу. Проте вже сьогодні лідери ринку застосовують СППР на основі геопросторових даних для вирішення задачі вибору оптимальної локації для максимізації трафіку та дохідності інвестицій у кожний квадратний метр торгового залу нового об'єкту мережі як результат розвитку технологій та впливу ефекту канібалізації від функції електронної комерції.

В дослідженні М. Гемалата, П. Шрідеві та В. Дж. Сівакумара [76] описується побудова СППР для оцінювання потенційної точки продажу, що забезпечує гнучкий підхід для ритейлерів, що планують інвестиції в нові магазини. Модель СППР, заснована на моделі Брауна-Гібсона, допомагає у виборі кількох локацій з урахуванням як кількісних (орендна плата, вартість робочої сили), так і якісних факторів (конкуренція, доступність кваліфікованої робочої сили, економічна та правова база). Даний сегмент застосування СППР у комбінації з оцінкою бажаного рівня інвестицій для локації є найменш

поширеним серед ритейлерів, що підтверджується і рівнем використання ШІ для функції стратегічного планування та корпоративних фінансів (рис. 1.2). Проте даний напрямок застосування СППР має значний потенціал для компаній, що володіють достатнім обсягом даних про поведінку споживачів та геоданими.

Сектор ритейлу швидко трансформується завдяки впровадженню ШІ. Розмір ШІ на ринку ритейлу за даними Mordor Intelligence [125] оцінюється в 9,7 млрд доларів в 2024-му році та може досягти 38,9 мільярда доларів до 2029-го року, зростаючи на 32,2% в середньому за рік (CAGR) протягом прогнозованого періоду. Корпорація IBM прогнозує значне зростання впровадження ШІ в секторі ритейлу протягом наступних трьох років: з 40% до понад 80%. Очікується, що найближчим часом рівень інвестицій у прогностичну та прескриптивну аналітику на основі ШІ подвоїться для даного сектору. Отже, компанії, що активно інтегрують машинне навчання та ШІ у сектори, що були описані вище, отримують вищий потенціал та конкурентну перевагу, оптимізуючи операційні процеси та покращуючи взаємодію з клієнтами. Завдяки інтеграції аналізу даних, моделей прогнозування та розширеної аналітики СППР надає змогу ритейлерам приймати ефективніші рішення для покращення бізнес-функцій.

1.2. Основні принципи та підходи до проектування систем підтримки прийняття рішень

Упродовж минулого століття було докладено багато зусиль для вдосконалення процесу прийняття рішень шляхом розробки наукових теорій, математичних і алгоритмічних підходів, а також розробки програмних інструментів для прийняття управлінських рішень. Звісно отримані результати дослідження мають можливість допомогти у процесі прийняття рішень, яке часто формується як набір опцій та формалізований критерій для їх порівняння. Проте в реальних ситуаціях завжди існує кілька критеріїв і кілька зацікавлених сторін, і цінність СППР включає надання оцінки різним характеристикам і їх оптимальне зважування, щоб відобразити їх важливість для кожної зацікавленої сторони і отримати найкращий результат. В таких ситуаціях можна прийти до

парадоксу багатокритеріального аналізу рішень, коли самі критерії рішення суперечать, що ускладнює прийняття чіткого рішення [173]. Як результат завдання балансування кількісної та якісної оцінки та важливості різних характеристик відповідно до різних цілей користувачів, що приймають рішення, не завжди можна делегувати повністю математичному алгоритму. Немає універсального і правильного способу перетворення існуючої в реальному світі множини критеріїв та інтересів у систему, що може повністю замінити суб'єкт прийняття рішень, окрім випадків, що мають чітку дискретну множину прозорих опцій з точною оцінкою результатів вибору.

Саме тому цінність, що формується за допомогою створення СППР полягає у охопленні бази знань, пов'язаної з областю прийняття рішень, і можливістю їх застосовувати у процесі вирішенні складних стратегічних завдань. Важливою характеристикою, що описує якість побудованою системи це здатність оцінити поточний стан середовища та сформувані прогностичні оцінки його розвитку. За останні десятиліття було зроблено багато внесків у розвиток СППР і створено складні та успішні рішення, що відповідають заданим цінностям. Різноманітність підходів та інструментів, вплив розвитку ІІІ відображає тенденцію відсутності загальної теорії побудови СППР та єдиних стандартів до формування архітектури СППР. Саме тому в даному підрозділі описані підходи до побудови СППР, які покривають неповний спектр стратегічних, фінансових чи операційних завдань, що можуть виникати у суб'єктів прийняття рішення.

Одними з перших дослідників, що спробували описати концепцію побудови та класифікації СППР були Д. Горрі та М. С. Скотт Мортон [69], що відомі своєю впливовою роботою над інформаційними системами управління (MIS). Концепція Д. Горрі та М. С. Скотта Мортон в першу чергу стосується стратегічного використання інформаційних систем для підтримки функцій прийняття рішень і управління. Відповідно до неї управлінські системи можна класифікувати за двома параметрами: рівнем структурованості проблеми, що вони вирішують та управлінським рівнем, що вони покривають (рис. 1.3).

За рівнем структурованості проблеми MIS поділяються на такі категорії:

- **Структуровані** спираються на рішення, які приймаються відповідно до чітко визначеного та організованого процесу. У структурованій MIS дані організовані таким чином, що відповідають попередньо визначеному формату, що полегшує їх захоплення, обробку та представлення. Компоненти структурованих рішень, включаючи входи, виходи та внутрішні процедури, можуть бути чітко визначені. Такі системи чудово підходять для рутинних і повторюваних завдань, де введення та виведення даних слідує певним шаблонам. Структурована MIS часто асоціюється з діяльністю на операційному рівні та системами обробки транзакцій;



Рис. 1.3. Сітка Горрі та Скотта Мортонна

Джерело: адаптовано автором на основі [69].

- **Напівструктуровані**: у даних системах деякі аспекти добре організовані та дотримуються структурованого формату, тоді як інші є більш гнучкими та адаптивними. Дані можуть бути частково структурованими, а процеси можуть мати як стандартизовані, так і гнучкі компоненти;

- **Неструктуровані** характеризується низьким рівнем організації та структури. Дані та процеси в неструктурованих MIS не є чітко визначеними та можуть сильно варіюватися. Такі системи зазвичай використовуються для складних, нових або неструктурованих процесів прийняття рішень, де немає чітких шаблонів. Неструктурована MIS часто підтримує прийняття рішень на стратегічному рівні, вимагаючи високого ступеня гнучкості та адаптивності.

В свою чергу можна виділити наступні рівні менеджменту MIS:

- **Операційний рівень**, що зосереджений на повсякденних, рутинних операціях і діяльності з обробки даних в організації. Він включає такі функції, як обробка замовлень, управління товарними залишками та нарахування компенсацій. На цьому рівні інформаційні системи використовуються для збору та обробки даних, забезпечуючи безперебійну роботу організації;

- **Рівень управлінського контролю**, що відповідає за моніторинг та контроль поточної діяльності в організації. MIS на цьому рівні допомагають менеджерам контролювати продуктивність, виявляти винятки чи аномалії та вносити корективи за необхідності. Такі системи надають інформацію, яка підтримує керівників середньої ланки в процесах прийняття рішень і контролю;

- **Стратегічний рівень**: MIS на цьому рівні підтримують керівників найвищого рівня у прийнятті довгострокових стратегічних рішень та надають інструменти для аналізу сценаріїв, прогнозування та оцінювання різних стратегічних ініціатив.

Концепція Д. Горрі та М. С. Скотта Мортонна також наголошує на необхідності комунікації та зворотного зв'язку між цими трьома рівнями, щоб переконатися, що інформація, отримана на кожному рівні, є актуальною та підтримує загальні цілі та завдання організації. Крім того, їх структура підкреслює важливість узгодження дизайну та можливостей інформаційних систем із конкретними потребами та ролями кожного рівня в організації.

Запропонована концепція залишається актуальною і сьогодні. Зокрема Gartner [162] спираючись на рівень складності задачі та цільовий час, за який

організація бажає вирішувати бізнес-проблему виділяє наступні підходи до застосування ШІ (рис. 1.4):

1. **Автоматизація рішень**, коли СППР самостійно приймає рішення, використовуючи прескриптивну або прогностичну аналітику. Переваги такого підходу включають швидкість, масштабованість і послідовне прийняття рішень.

2. **Доповнення рішення**, включає в себе СППР, що пропонують рішення або кілька альтернатив користувачам, використовуючи прескриптивну або прогностичну аналітику. Синергія між людськими знаннями та здатністю ШІ швидко аналізувати великі дані та керувати складністю є ключовою перевагою такого підходу.



Рис. 1.4. Оцінка рівня застосування ШІ в прийнятті рішень

Джерело: розроблено автором на основі матриці Gartner [162].

3. **Підтримка прийняття рішень**, коли користувачі беруть на себе провідну роль у прийнятті рішень за допомогою прескриптивної, діагностичної

чи прогностичної аналітики. Основна перевага полягає в об'єднанні інформації, що керується даними, з людськими знаннями та досвідом.

Згідно з нещодавнім опитуванням Gartner [149], 65% рішень, прийнятих сьогодні, характеризуються підвищеною складністю, залученням більшої кількості зацікавлених сторін та розгляду більшої кількості альтернатив. Щоб подолати цю підвищену складність і невизначеність, необхідно реорганізувати процеси прийняття рішень. Більш ефективний підхід передбачає сприяння зв'язку, контекстуальності та безперервності у прийнятті рішень. Це означає, що рішення мають бути взаємопов'язаними, релевантними конкретному контексту та розгортатися безперервно та адаптивно.

Один із перших підходів до побудови СППР був запропонований у дослідженні Р. Спрага та Х. Ватсона [160] у формі парадигми DDM (Decision Development Methodology) у 1980-х роках. Парадигма DDM базується на ідеї, що прийняття рішень є складним процесом, який включає ряд факторів, таких як уподобання, цінності та переконання особи, яка приймає рішення, а також наявні дані та інформація. Парадигма складається з чотирьох основних етапів:

1. Етап збору та аналізу даних та інформації, пов'язаних із завданням прийняття рішень. Даний етап включає визначення проблеми прийняття рішення, збір і впорядкування відповідних даних, а також аналіз даних для виявлення закономірностей і зв'язків.

2. Етап проектування включає вибір відповідних моделей і алгоритмів, розробку інтерфейсу користувача та інтеграцію СППР з іншими інструментами та системами прийняття рішень.

3. Етап вибору передбачає використання СППР для оцінювання різних сценаріїв/альтернатив та прийняття фінального рішення.

4. Етап імплементації передбачає впровадження рішення в дію, а отже розробку плану дій, реалізацію плану, а також моніторинг і оцінювання результатів.

Парадигма DDM наголошує на важливості розуміння процесу прийняття рішень, потреб і переваг особи, яка приймає рішення, а також на відповідному

проектуванні СППР. Парадигма також підкреслює важливість інтеграції СППР з іншими інструментами та системами прийняття рішень, а також залучення зацікавлених сторін і користувачів протягом усього процесу проектування та розробки.

У своєму дослідженні Р. Спраг та Х. Ватсон [160] також запропонували перелік компонентів для СППР, що можна представити у вигляді наступної схеми (рис. 1.5). Серед компонентів СППР можна виділити наступні:

1. Компонент керування даними (Database Management System)

складається з баз даних і системи керування даними, які використовуються для збору, зберігання та отримання даних, пов'язаних із завданням прийняття рішень. Компонент керування даними відповідає за отримання та обробку даних, які СППР використовує для аналізу.

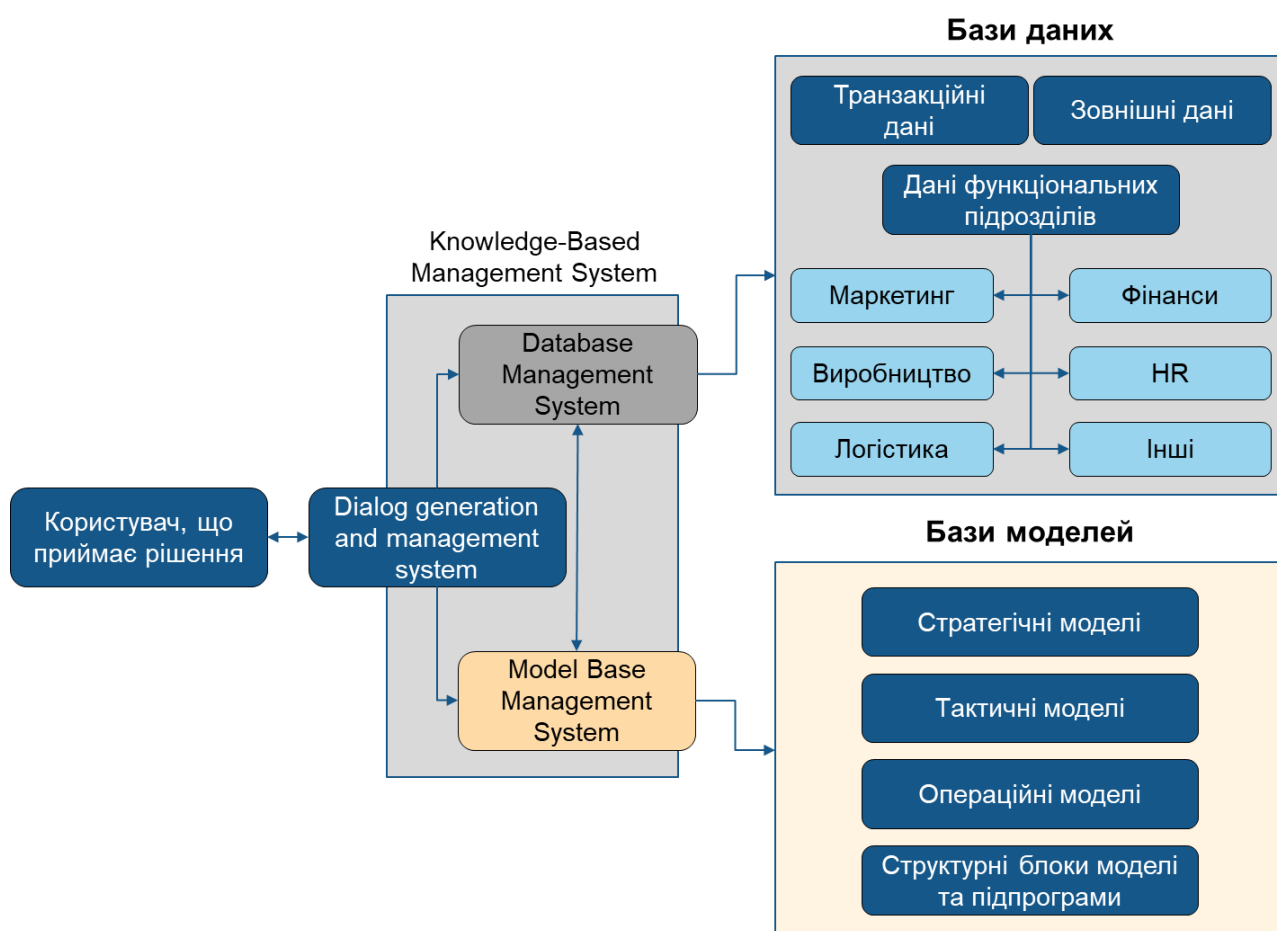


Рис. 1.5. Компоненти систем підтримки прийняття рішень

Джерело: розроблено автором на основі [160, 185].

В рамках парадигми DDM Р. Спраг визнавав необхідність зберігання даних СППР окремо від операційної системи організації для збереження швидкості та продуктивності ОС, збереження історичних даних, інтеграції пов'язаних даних, зберігання у найкращій моделі даних для використання за призначенням (наприклад, OLAP) і забезпечення швидшого часу обробки запитів [185].

У сфері управління даними сховища даних і вітрини даних перетворилися на загальноприйняте єдине джерело правди, що містить офіційні дані для функцій підтримки прийняття рішень, а з появою таких платформ, як Hadoop, вони тепер є частиною більшої екосистеми. Сховища даних використовуються для фізичних, віртуальних та хмарних пісочниць даних («Data Sandbox»), які надають аналітикам даних та фахівцям з Data Science контрольоване середовище для експериментів.

Для найкращого впровадження промислової платформи даних у СППР організації повинні формувати вибір щодо відповідного інфраструктурного рішення на основі обсягу даних, складності та наявності потреби у аналітиці в режимі реального часу. Часто надають перевагу поєднанню традиційних сховищ даних, озер даних («Data Lakes») і хмарних рішень. Вибір залежить від стратегії обробки даних організації та конкретних вимог до СППР, встановлюючи баланс між централізованим зберіганням даних і технологіями розподіленої обробки даних.

Підходи до побудови архітектури даних постійно розвиваються, щоб розширити можливості самообслуговування даних завдяки інтеграції метаданих. За останні кілька десятиліть найкращі практики в архітектурі аналітики даних пережили різні епохи, адаптуючись до мінливих вимог ініціатив цифрової трансформації. Згідно з дослідженням Gartner [173] ці епохи можна охарактеризувати наступним чином (рис. 1.6):

- **Ера корпоративного сховища даних EDW (до 2000-х):** протягом цього періоду архітектура даних була в основному зосереджена навколо успіху корпоративного сховища даних;

- **Ера «Post-EDW» (2000-2010 рр.)** ознаменувалася фрагментованим

аналізом даних, коли вітрини даних поклалися на сховище даних. Результатом були різні версії джерел правди, оскільки кожна консолідація вітрин даних сприяла утворенню додаткових даних, що призводило до фрагментованої та суперечливої аналітики;

- **Ера логічного сховища даних (LDW) (2010-2020 рр.)** запровадила більш уніфікований підхід до аналізу даних через загальний семантичний рівень, що спрощував доступ до даних зі сховищ даних, вітрин даних і озер даних;

- **Ера активних метаданих (2020 рік і до сьогодні):** доповнений аналіз даних може бути досягнутий шляхом використання всіх відповідних джерел даних, укріплених розширеною аналітикою, механізмами рекомендацій, оркестрацією даних і ШІ, адаптивними методами та комплексним аналізом метаданих.

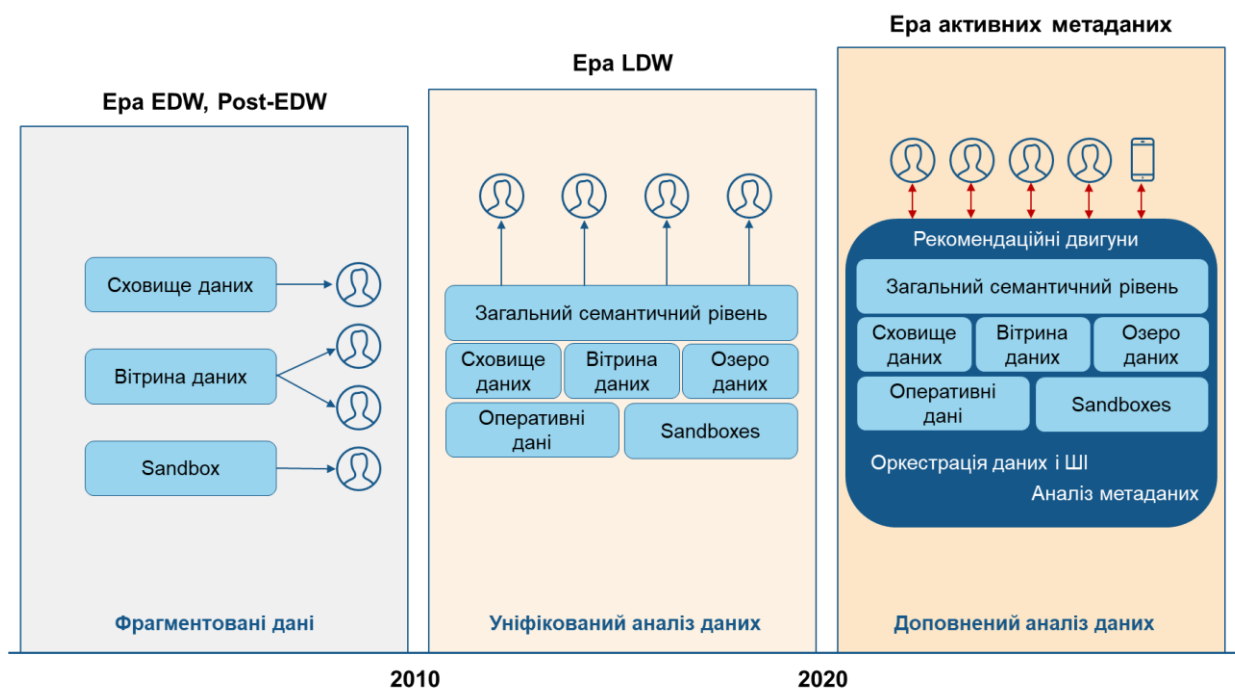


Рис. 1.6. Еволюція підходів до архітектури управління даними

Джерело: адаптовано автором на основі [173].

Для реалізації концепції ери активних метаданих Gartner [173] виділяє дві основні концепції:

- **Data Fabric** – це архітектурна концепція, розроблена для створення єдиної та взаємопов'язаної екосистеми даних, що включає інтеграцію та керування даними з різних джерел, таких як бази даних, озера даних і зовнішні платформи

для доступності та відкритості даних. Data Fabric забезпечує централізований перегляд даних у всій організації, спрощуючи доступ до даних і забезпечуючи обмін даними та аналітику в реальному часі. Такий підхід спрямований на усунення розривів даних і сприяння керуванню даними, гарантуючи, що дані є послідовними, надійними та безпечними;

- **Data Mesh** – це більш децентралізований підхід до архітектури даних, що виступає за розбиття даних на менші, специфічні для домену одиниці, які називаються «доменами даних». Кожен домен даних відповідає за власну якість даних, доступ і обслуговування. Data Mesh підкреслює культурний та організаційний аспект управління даними, пропагуючи ідею, що кожний експерт домену несе відповідальність за якість та структурованість своїх даних. Метою Data Mesh є покращення масштабованості та гнучкості даних, одночасно зменшуючи вузькі місця, пов'язані з централізованим сховищем даних.

Описані концепції не обов'язково конкурують між собою, але їх можна використовувати в тандемі для створення більш комплексної та гнучкої екосистеми даних.

2. Компонент керування моделлю (Model Base Management System), що включає моделі, алгоритми та методи, які використовуються для аналізу та обробки даних, а також для надання інформації та рекомендацій особам, які приймають рішення. Компонент керування моделлю використовує дані, зібрані компонентом керування даними (DBMS), для створення прогнозів, рекомендацій та інших вихідних даних, які підтримують процес прийняття рішень.

Математичні та аналітичні моделі є домінуючим компонентом у СППР, що керується моделями (Model-Driven DSS). Фактично побудова СППР на основі моделі передбачає вирішення низки важливих питань проектування бізнес-процесів [139]. Для розробки даного компоненту СППР часто використовують специфічні застосунки чи продуктові підходи для пошуку оптимального інструменту вирішення бізнес-проблеми за цільової моделі обробки даних. За останні роки взаємозв'язок між бізнес-потребами, програмними рішеннями та моделями став більш цілісним [185]. Компанії зазвичай просуваються у

поглибленні двигунів СППР від первинної побудови описової (Descriptive) до прогностичної (Predictive) та прескриптивної (Prescriptive) аналітики (рис. 1.7). Продукти постачальників відображають цей органічний прогрес із розширеними можливостями для адаптації до цього аналітичного середовища, що розвивається. Таким чином з'являється можливість інтеграції продуктових рішень різних постачальників ПЗ (наприклад: між популярним засобами візуалізації даних, таким як Tableau та Power BI, та інструментами прогнозу аналітики, такими як R і Python).

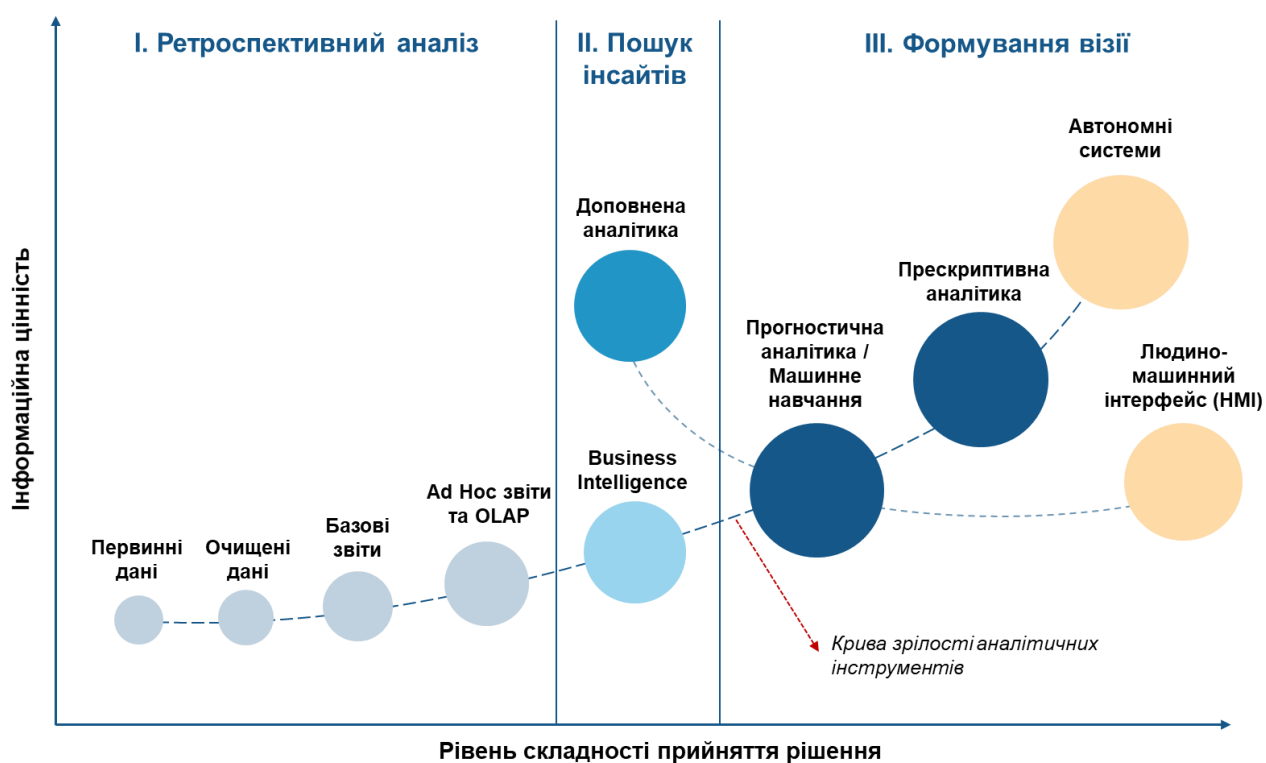


Рис. 1.7. Розвиток функції аналітичної підтримки прийняття рішень

Джерело: доповнено автором на основі [48].

Однією з найбільш суттєвих змін за останні роки є зростання впливу та доступності ШІ, машинного навчання та глибоких нейронних мереж в аналітичних моделях, що здатні використовувати величезні обсяги даних і розширену обчислювальну потужність. Постійний розвиток і впровадження передових аналітичних моделей на основі ШІ та машинного навчання дають змогу компаніям отримувати глибші знання, передбачати тенденції та завчасно реагувати на динамічні умови ринку та потреби клієнтів. Така тенденція

відображає все більшу залежність від прийняття рішень на основі даних та інтеграції складних технологій у бізнес для досягнення конкурентної переваги.

З розвитком та появою можливостей застосування ШІ з'являються й технології для побудови автономних системи прийняття рішень (СПР). Найбільш яскравим прикладом є використання автономних транспортних засобів у логістиці та транспортуванні. Автономні транспортні засоби, такі як безпілотні автомобілі або вантажівки, використовують СПР, які покладаються на складну мережу індикаторів, камер і алгоритмів ШІ для прийняття рішень у реальному часі. Такі рішення включають планування маршруту, навігацію та реагування на динамічні дорожні умови. Серед інших прикладів застосування автономних СПР можна виділити:

- Автономні системи торгівлі, що використовуються на фінансових ринках для прийняття рішень про купівлю та продаж на основі ринкових трендів, великих обсягів структурованих, так і не структурованих даних і попередньо визначених стратегій;

- Автоматизовані системи обслуговування клієнтів (чат-боти або віртуальні помічники), які використовують ШІ і NLP-алгоритми, щоб надавати миттєву підтримку клієнтам, допомагаючи із запитам, вирішенням проблем і рекомендаціями щодо продуктів;

- Автономні системи управління ланцюгом поставок і логістикою, що оптимізують управління товарними залишками, маршрути доставки та складські операції на основі прогнозування попиту і логістичних даних у реальному часі.

Автономні СПР обробляють дані та використовують складні алгоритми для забезпечення підтримки прийняття рішень у режимі реального часу, враховуючи різноманітні фактори та оптимізуючи власні дії.

3. Компонент інтерфейсу користувача (Dialog generation and management system) можна описати як сукупність дизайну інтерфейсу, інтерактивних функцій та вказівок для користувача, які використовуються для того, щоб особа, яка приймає рішення, могла взаємодіяти з СПР і розуміти надані результати. Компонент інтерфейсу користувача відповідає за

представлення вихідних даних, створених компонентом керування моделлю, у спосіб, який є корисним і легким для розуміння тим, хто приймає рішення.

Сучасні тенденції розвитку компоненту інтерфейсу СППР охоплюють прогрес у обробці природної мови (NLP), машинному навчанні та технологіях ШІ, що призводить до більш складних і контекстно-залежних комунікаційних систем.

Розробка розмовних агентів і чат-ботів на основі ШІ значно просунулася вперед за останні роки. Новітні системи оснащені можливостями розуміння природної мови (NLU) і генерації (NLG), що забезпечує релевантну контексту взаємодію. Мультиmodalні розмовні інтерфейси надають змогу користувачам взаємодіяти за допомогою різних методів спілкування, підвищуючи доступність і залучення користувачів.

Системи ШІ стають більш здатними до безперервного навчання завдяки постійній взаємодії. Вони адаптуються до нової інформації, уточнюють відповіді на основі зворотного зв'язку та з часом покращують свою продуктивність, що призводить до більш точних і ефективних комунікацій з користувачем.

Технології розпізнавання та синтезу голосу, відмінна риса сучасних людино-комп'ютерних інтерфейсів (НМІ), забезпечують взаємодію з пристроями на основі мовлення. Такі інноваційні НМІ постійно розширюють межі технологічного прогресу, прагнучи створити більш інтуїтивно зрозумілу, безперебійну та ефективну взаємодію між людьми та технологією.

4. Компонент управління на основі знань (Knowledge-Based Management System, KBMS) складається з систем, заснованих на знаннях, які використовуються для зберігання та управління предметно-специфічними знаннями, необхідними для процесу прийняття рішень. Компонент управління, заснованого на знаннях, відповідає за фіксацію та зберігання досвіду та знань предметної області, необхідних для забезпечення інтелектуальної та індивідуальної підтримки прийняття рішень.

У сучасній СППР включення елементів, заснованих на знаннях, пропонує більш складний підхід до аналізу даних, інтерпретації та підтримки прийняття рішень. Серед елементів KBMS можна виділити (рис. 1.8):

- Інкорпорація експертних систем, що використовують сховище експертних знань і правил для забезпечення інтелектуальної підтримки прийняття рішень. Вони допомагають у вирішенні проблем, імітуючи процеси прийняття рішень людьми-експертами, надаючи рекомендації або надаючи рішення на основі накопичених знань.

- Репозиторії знань, що містять не лише дані, а й упорядковану та структуровану інформацію, правила та висновки експертів. Дані сховища діють як магістраль знань, дозволяючи системі приймати обґрунтовані рішення на основі історичних даних і накопиченого досвіду.

- Машинне навчання та інтеграція ШІ в СППР дозволяє системам постійно навчатися та адаптуватися. Вони можуть аналізувати закономірності, отримувати висновки та приймати рішення на основі набутих знань і даних, які вони отримують. Дана інтеграція дає змогу системі ставати більш комплексною та адаптивною з часом.

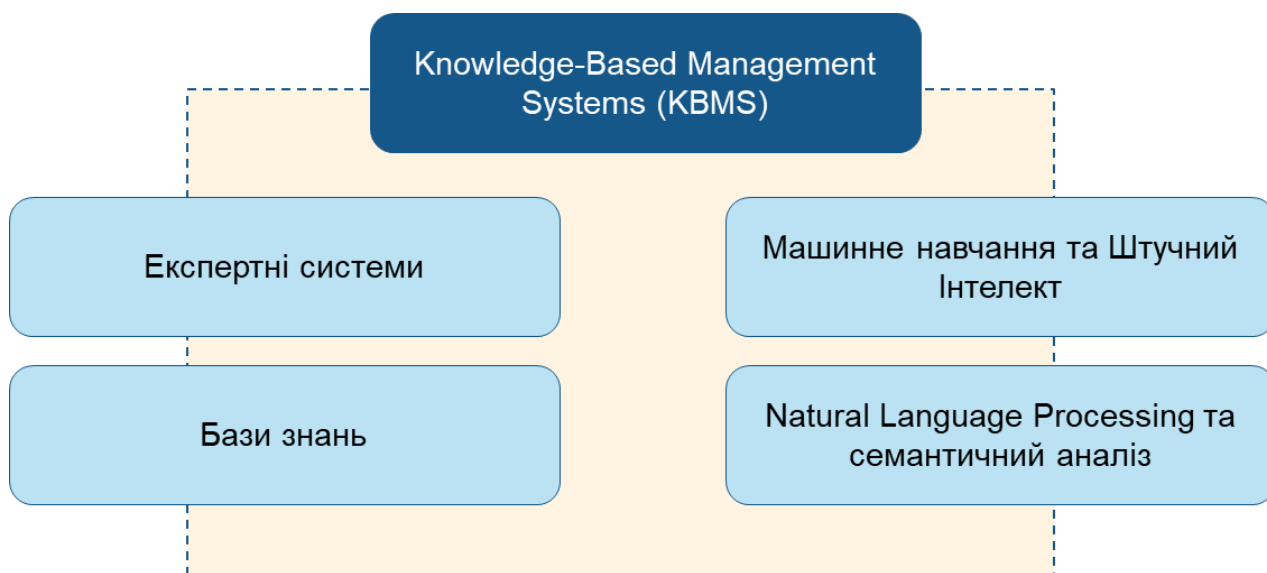


Рис. 1.8. Елементи Knowledge-Based Management System

Джерело: розроблено автором.

- NLP та семантичний аналіз для обробки неструктурованих даних. Інтерпретуючи та розуміючи природну мову, дані системи можуть

використовувати величезні обсяги неструктурованої інформації та отримувати цінну інформацію для підтримки прийняття рішень.

Сучасні СППР, які використовують можливості KBMS, розроблені для надання більш комплексної, інформованої та динамічної підтримки прийняття рішень шляхом інтеграції експертних знань, розширеної аналітики, адаптивного навчання та функцій співпраці. Така інтеграція забезпечує ефективніші процеси прийняття рішень у різних сферах і галузях.

5. Компоненти зв'язку – це мережі та системи зв'язку, які використовуються для з'єднання різних компонентів СППР та підтримки зв'язку між особою, яка приймає рішення, та іншими зацікавленими сторонами. Компонент комунікацій забезпечує співпрацю та обмін інформацією між усіма зацікавленими сторонами, залученими до процесу прийняття рішень.

Усі компоненти взаємодіють для створення комплексної та інтегрованої СППР. Збираючи та обробляючи дані, застосовуючи складні методи аналізу та надаючи зручні інтерфейси, СППР може допомогти керівникам приймати ефективніші рішення. Розроблений підхід до формування архітектури СППР, що був описаний Р. Спрагом та Х. Ватсоном [160] ще в 1996-му році залишається актуальним і сьогодні. Розбиваючи СППР на кожний з компонентів легко ідентифікувати яким чином варто сформувати цільову архітектуру для забезпечення цільового процесу взаємодії користувача з кожним елементом продуктового рішення для ефективної підтримки прийняття рішення. Проте важливим завданням для розробника залишається формування оптимального алгоритму для реалізації бажаної архітектури.

Варто відмітити, що динамічність та комплексність бізнес-середовища призвела до постійної взаємодії між оперативним і стратегічним управлінням, що вимагає інтеграції різних рівнів управління в сучасних СППР. Для ефективного функціонування така СППР може мати мережеву структуру, що може бути забезпечена за використання мультиагентних технологій. Такі мультиагентні системи, що сформовані на принципах самоорганізації та

еволюції, забезпечують мережеву організаційну структуру з колективною взаємодією між інтелектуальними агентами.

В дослідженні Черноус Г.О. [240] для розробки інтелектуальної агентно-орієнтованої СППР пропонується гібридний підхід за якого система функціонує як мережа невеликих агентів, що здійснюють паралельні операції, переговори, розподіл рішень і управління знаннями в режимі реального часу. Така система розділена на підсистеми з різними групами агентів, що працюють асинхронно та квазіпаралельно: агенти збору даних, моніторингу, прийняття рішень, моделювання, впливу та агенти представлення. У роботі Г. О. Черноус, Я. В. Фаренюк, В. Р. Гедрайтіса, Е. Ульвідієне та Г. О. Харламової [25] пропонується система підтримки маркетингових рішень із базою моделей, розробленою за допомогою інструментів Data Science, зокрема регресійного аналізу та методів машинного навчання, що функціонує як МАСППР з дев'ятьма інтелектуальними агентами, кожен з яких відповідає за виконання певного завдання: моніторинг ринкового середовища, обробка даних, моделювання комплексу маркетингу, підтримка цінової політики, управління портфелем, стратегічний аналіз, прогнозування, сегментація клієнтів і класифікація.

Така МАСППР використовує аналіз даних для залучення та утримання клієнтів, максимізуючи рентабельність маркетингових інвестицій. Завдяки аналізу маркетингового середовища, медіа-активності та бізнес-індикаторів МАСППР формує моделі інтелектуального аналізу даних та прогнозує комбінації маркетингових факторів для визначення найефективніших стратегій. За взаємодії агентів МАСППР надає інтерактивні звіти для користувачів, що приймають рішення.

Однак варто зазначити що такі гібридні інтелектуальні АОСППР мають ряд недоліків, включаючи проблеми в оцінці оптимальності поточних рішень, відсутність прозорості в прийнятті рішень і труднощі під час втручання спеціалістів. Інтерактивне доопрацювання рішень вимагає прямих і зворотних координаційних зв'язків між технологічними і функціональними елементами. Розробка конфігурації СППР передбачає поглиблене вивчення її функціонування

та реалізації управління, що робить її комплексним і складним процесом в реалізації.

Як зазначалось вище, в існуючій літературі відсутній комплексний підхід для створення інтелектуальних СППР, що можна було б універсально застосовувати. Як правило, кожна конкретна СППР розробляється на основі проблематики, вимог до динамічності системи та інформації щодо наявної бази даних та знань для рішення завдання. У роботі У. Кортеса [28] та М. Санчес-Марре [152] представлений підхід до шестирівневої архітектури динамічної СППР:

1. **Інтерпретація даних:** збір, обробка та агрегація даних у БД у зрозумілому та інтерпретованому форматі. На даному етапі важливим завданням СППР є також робота з пропущеними та неякісними даними.

2. **Інтелектуальний аналіз даних:** на основі доступних даних розробляються керовані даними моделі, що мають вирішальне значення для формування знань щодо домену чи процесу.

3. **Аналіз/синтез:** формування керованих даними, так і керованих моделлю компонент, що використовуються для висновку про стан системи чи процесу або для створення рекомендацій щодо рішення. Застосовуються статистичні моделі та моделі ШІ, використовуючи знання, отримані на основі даних, висновків експертів чи закладених бізнес-правил.

4. **Підтримка прийняття рішень:** полегшує взаємодію користувача з комп'ютерною системою через інтерактивний графічний інтерфейс. Якщо чітку та єдину альтернативу неможливо ідентифікувати, користувачеві надається набір альтернатив, упорядкованих за ступенем їхньої ймовірності чи достовірності. Як правило, користувач отримує переваги від прогностичних можливостей СППР, використовуючи методи моделювання для оцінювання потенційних наслідків перед вибором найкращої альтернативи.

5. **Планування:** формування планів користувачам або менеджерам як список загальних дій або стратегій, запропонованих для вирішення проблем.

6. **Виконання дій:** рекомендації щодо дій або послідовності впорядкованих дій, які повинні бути прийняті особою, яка приймає рішення. Даний крок замикає цикл шестирівневої архітектури. Після виконання плану є можливість отримання зворотного зв'язку від СППР для оцінювання результатів. Такий функціонал навчання пропонує цінну вхідну інформацію на основі досвіду, що може з часом підвищити точність і надійність СППР.

Описана модифікована шестирівнева архітектура забезпечує структурований підхід до розробки СППР, що забезпечує більш комплексний та обґрунтований процес прийняття рішень. На думку П. І. Бідюк, А. Є. Коваленко, Л. О. Коршевнік та О. Л. Тимошук [203], процес проектування СППР можна розбити на три основні етапи:

1. **Декомпозиція процесу прийняття рішень:** першим кроком необхідно визначити завдання, для вирішення якого необхідна СППР та провести його декомпозицію на елементарні операції, описуючи, як користувач виконує завдання для прийняття рішення. На даному етапі важливо визначити перешкоди або вузькі місця в процесі прийняття рішень та як алгоритми СППР можуть їх усунути.

2. **Аналіз та функціональний дизайн СППР:** завдання та підхід для її вирішення необхідно розібрати на компоненти і визначити необхідну вхідну інформацію. Наступним кроком визначити ситуації, пов'язані з прийняттям рішень, із зазначенням конкретних обмежень. Для переходу до формування специфікації СППР необхідно встановити відповідність між бажаними функціями СППР і методами, сумісними з процесом прийняття рішень користувачем.

3. **Детальна специфікація, впровадження, перевірка та підтримка:** формування структурованого протоколу із зазначенням даних, які потрібно агрегувати для розробки СППР, детальним описом функціоналу, результатами впровадження та перевіркою шляхом тестування. Завершальним етапом є забезпечення постійної підтримки впровадженої СППР.

Таким чином, процес проектування включає розуміння процесу прийняття рішень, аналіз завдання, виявлення перешкод, визначення функцій, які потрібно автоматизувати, і встановлення сумісності між цими функціями та відповідними методами. Даний структурований підхід забезпечує систематичний і ефективний дизайн СППР при побудові рішень для компаній, які функціонують на ринку продуктового ритейлу, що буде описано в розділі 3.

1.3. Стан та перспективи імплементації систем підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі

Ринок продуктового ритейлу надзвичайно динамічний, представники галузі постійно експериментують з пошуком нових стратегій зростання, покращення досвіду споживачів, а за останні роки особливий акцент роблять на цифровізації процесів. Однак справжня трансформація, що призводить до зміни парадигми сервісів на даному ринку, відбувалась лише раз на кілька десятиліть. Еволюцію ритейлу можна розбити на такі етапи [42]:

1. *Народження сучасного формату супермаркету* (початок ХХ-го століття): у 1916 році підприємець К. Сондерс представив концепцію першого продуктового магазину самообслуговування «Piggly Wiggly» у Мемфісі, штат Теннессі, США. До цього нововведення продуктові магазини дотримувалися традиційної моделі «без прилавків» при постійній взаємодії з продавцем. Новий підхід К. Сондерса зменшив взаємодію між споживачем та продавцем-консультантом, зробивши процес покупки більш ефективним та зручним. Формат самообслуговування швидко поширився, що призвело до зниження цін, збільшення середньої площі магазинів, появи категорійного менеджменту, формування планогам та можливостей просування товарів на полицях.

2. *Поява та розширення формату гіпермаркету* (початок 70-х років ХХ-го століття): першими представниками ринку продуктового ритейлу, що запропонували споживачу послуги «усе під одним дахом», були французька мережа «Carrefour» і американська «Walmart». Такий крок був радикальним з точки зору використання та планування площі торгового залу, продуктивності,

ефективності та менеджменту операційних витрат, та був націлений на захопленні уваги споживачів завдяки нижчим цінам та ширини асортименту.

Протягом 2022-го року за оцінками Statista [165] світовий ринок ритейлу зріс на 6,9%, до 2023-го року очікується зростання ще на 3,9%, а середньорічний рівень зростання до 2026-го року становитиме всього лише 3,8%. Проте окремі формати продуктового ритейлу здатні демонструвати вищі метрики та стимулювати зростання даної нециклічної галузі протягом наступних років серед яких електронна комерція.

3. Поява електронної комерції (кінець 90-х років XX-го століття). Поява електронної комерції та її зростання під лідерством Amazon призвело до пошуку відповідного формату і для ринку продуктового ритейлу. На відміну від інших секторів ритейлу, модель доставки продуктів харчування розвивалась не так швидко, а перші фінансові успіхи у використанні даного формату з'явилися лише упродовж останніх десяти років. Успішні бізнес-моделі змогли побудувати традиційні мережі супермаркетів Walmart, Tesco, Walgreens, Kroger, Target [164], а також невелика кількість операторів, що наближуються до операційної окупності: Ocado [130], Misfits Market [31], Instacart [89] та Picnic [181].

Великий вплив на стрімке зростання електронної комерції мала пандемія COVID-19: в 2020-му році частка продажів через онлайн-канали приросла на 4 в.п. по відношенню до 2019-го року [167], а сам сегмент продемонстрував зростання на 25,7% [166]. Проте на разі очікування щодо зростання онлайн-продажів оцінюється у 8,7% CAGR до 2027-го року. Майбутнє електронної комерції в даному секторі, як і рентабельність вливань в його розвиток і метрика виживання компаній, залежить від здатності ритейлерів будувати ефективні операційні процеси, логістику, балансувати стратегію ціноутворення та утримання лояльності споживачів.

4. Зародження омніканального ритейлу (початок 10-х років XXI-го століття): концепція омніканального ритейлу виникла як відповідь на зміну споживчого середовища та інтеграцію цифрових технологій. Незалежно від каналу (офлайн, чи будь-який формат онлайн: від самовивозу до доставки),

який обирає споживач, досвід стає більш узгодженим і взаємопов'язаним, надаючи кращий рівень сервісу та синергетичний фінансовий ефект для компанії. Ритейлери будують інтеграцію між системами керування взаємодією з клієнтами (CRM) і системами торгових точок (POS), що забезпечує цілісне бачення про персоналізовану взаємодію зі споживачами. Фізичні магазини трансформуються з врахуванням оптимізації процесів збирання та доставки, виконуючи роль «Dark Store» чи MFC. Метою такої стратегії є створення єдиного, зручного та персоналізованого досвіду покупок, що відповідає очікуванням сучасних споживачів, які взаємодіють з брендами через різні канали.

Український ринок продуктового ритейлу пройшов всі етапи динамічного розвитку галузі, що були описані вище, в більш короткі терміни. З початку 2000-х років ринок швидко трансформувалася з появою великих локальних мереж супермаркетів таких як «АТБ» та «Сільпо» та міжнародних гравців, таких як «Auchan» і «Metro». Інвестиції в інфраструктуру, логістику та технології призвели до стрімкого зростання частки сучасних форматів продуктового ритейлу, що запропонувало споживачам більший асортимент, кращу якість і покращений досвід покупок.

За останнє десятиріччя за даними Держстату та Statista [164, 209, 210, 221] сектор ритейлу України суттєво зростає, демонструючи сукупний середньорічний темп зростання (CAGR) біля 10% (рис. 1.9). Економіка України поступово відновилася, підвищивши довіру споживачів і купівельну спроможність, що призвело до збільшення попиту на товари та послуги та сприяло розширенню ринку ритейлу. За оцінками Euromonitor International [53] ринок ритейлу зростає із середньорічними темпами зростання близько 7%.

Першим шоком за останню декаду як для світового, так і українського ринку ритейлу стала пандемія коронавірусу у 2020-му році, що мала значний негативний вплив на розвиток світової фінансової системи. Ринкова вартість окремих компаній скоротилась більш ніж на 50% [129]. У результаті валовий внутрішній продукт (ВВП) України в 2020-му році скоротився на 4,0%, за

даними Держстату [208], тоді як у розвинутих європейських країнах падіння ВВП було ще вищим: у Німеччині – на 5,0%, у Франції – на 8,3%, у Великобританії – на 9,9% [188]. Однак ще у червні 2020-го року МВФ спрогнозував падіння ВВП України на 8,2% і зробив помилковий надто песимістичний прогноз не врахувавши структуру української економіки [204].

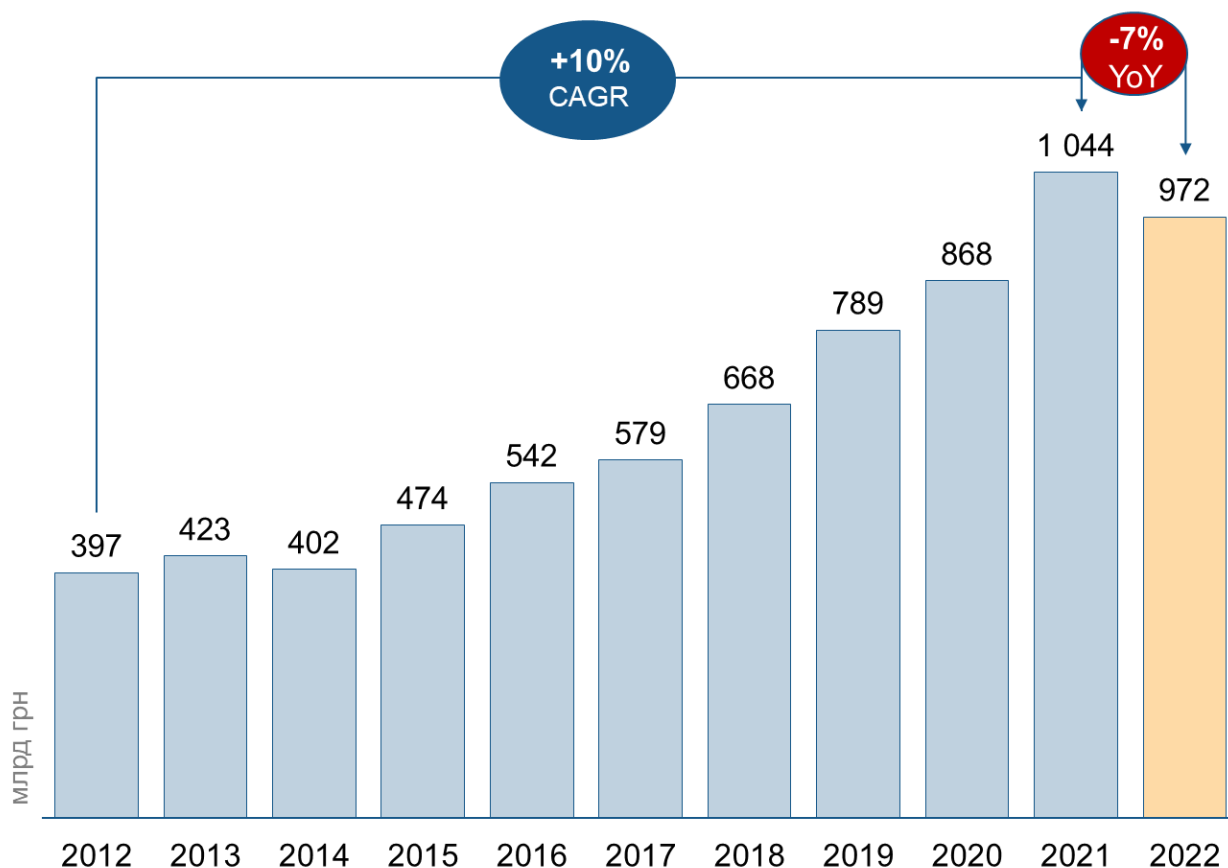


Рис. 1.9. Динаміка роздрібного товарообороту українських підприємств роздрібної торгівлі протягом 2012-2022 рр. (млрд грн)

Джерело: розроблено автором на основі [164, 209, 210, 221].

Падіння аграрного сектору на 11,5% призвело до втрати 1,0% ВВП України (з 4,0%) через малосніжну зиму та, як наслідок, посуху 2020-го року (рис. 1.10). Можливе колосальне падіння грошових потоків було зменшено завдяки тому, що ціни на основні українські експортні товари зросли до десятирічного максимуму. Як наслідок, продажі вітчизняних товарів на зовнішніх ринках в грошовому еквіваленті впали лише на 1,7%, тоді як імпорт значно скоротився – на 11,0%. Падіння у транспортно-логістичному секторі на 16,4% призвело до втрат ВВП на 1,1%. Найбільше постраждав сектор HoReCa – його валова додана вартість у

2020 році скоротилася на 28,5%. Проте внесок цієї галузі у негативну динаміку ВВП обмежився 0,18% [204].

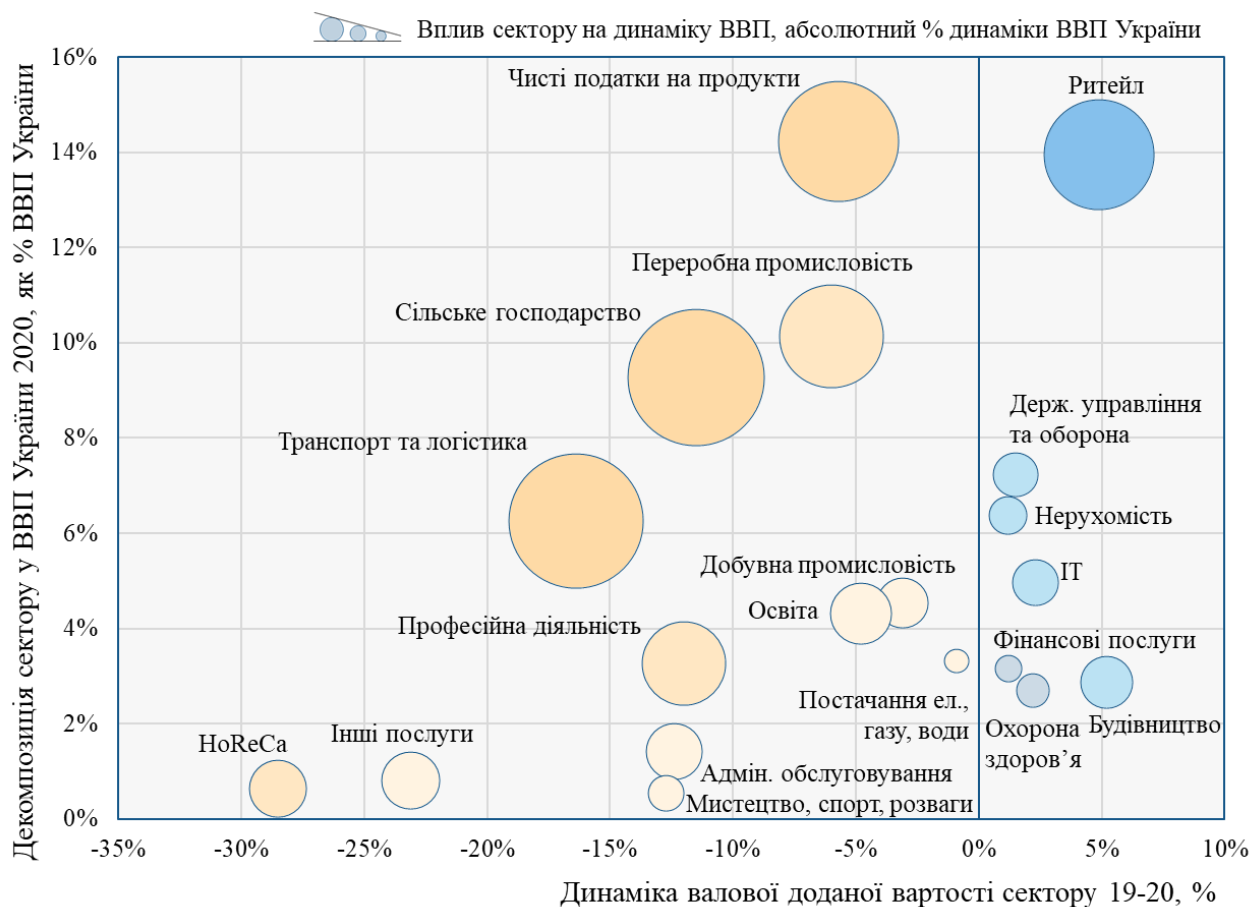


Рис. 1.10. Вплив секторів на динаміку ВВП України в 2020-му році

Джерело: побудовано автором на основі [208].

Незважаючи на переважно негативну динаміку, у 2020-му році кілька галузей продемонстрували зростання. Одним із факторів стримування падіння ВВП стало будівництво. Основним рушієм галузі стала програма «Велике будівництво», яка додала 1,5% позитивної динаміки ВВП. Сектори державного управління, нерухомості, ІТ, охорони здоров'я та фінансових послуг компенсували падіння ВВП на 0,4%. Проте найсильніший вплив на динаміку ВВП мала галузь ритейлу – 0,7%, зокрема і за рахунок зростання реального рівня зарплати на 10,1% [21].

Пандемія глобально змінила середовище для розвитку продуктового ритейлу. Серед основних тенденцій і змін найбільш помітними стали: тимчасове закриття магазинів або значне скорочення трафіку через закриття торгових

центрів. Криза 2020-2021 рр. призвела також до значного скорочення рівня доходів населення як у світі, так і в Україні. За опитуваннями в США споживачі скоротили свої витрати майже на 40% [120]. В Україні така тенденція не виявилась гомогенною, оскільки 43% респондентів з низьким рівнем доходу вказали, що вони суттєво скоротили свої витрати, тоді як тільки 25% представників категорії споживачів з доходом вище середнього відповідають такій тенденції [206].

Внаслідок пандемії відбулась трансформація схильності споживачів до каналів купівлі продуктів харчування – раніше консервативні щодо традиційних офлайн форматів українські споживачі швидко адаптувались до нових умов та почали все частіше користуватись каналами електронної комерції, що дало розвиток різноманітним форматам служб доставки та прискорило цифровізацію українського ритейлу. Таким чином, пандемія вплинула на зміну купівельної активності українців в довгостроковій перспективі. На момент дослідження Deloitte в 2021 [206] році 39% респондентів мали намір робити покупки офлайн, а 32% респондентів планували щонайменше 1-2 роки продовжувати покупки в онлайн форматі. Як результат, швидка адаптація під нові умови дозволила ритейлу в 2020-му році продемонструвати зростання на 10,1%, а вже в 2021-му році показати рекордний приріст на 20,2% рік до року (рис. 1.9).

Однак важливо зазначити, що цей період зростання, на жаль, був перерваний триваючою війною в Україні, що переросла в повномасштабну в лютому 2022-го року. Війна спустошила українську економіку та сектор ритейлу зокрема, завдала значних збитків інфраструктурі, перервала ланцюжки поставок продукції і призвела до масової міграції населення.

Після російського вторгнення в травні 2022-го року за різними оцінками від 13 до 14 мільйонів українців покинули свої домівки, шукаючи притулку в більш безпечних регіонах України або в інших країнах. Через рік даний показник скоротився на 2,2 млн осіб. За оцінками International Organization for Migration [90] чисельність внутрішньо переміщених осіб в Україні скоротилась з 7,7 млн в травні 2022-го року до 5,1 млн в травні 2023-го року, а кількість

українських біженців за кордоном не суттєво зростає з 6,2 до 6,4 млн (оцінки можуть коливатись від 5,6 до 6,7 млн осіб за відсутності даних щодо переміщення українців з території держави-агресора) [54, 87, 180, 186, 205].

Згідно з дослідженням Центру економічної стратегії [205], за різними сценаріями кількість українців, які можуть не повернутись в Україну, може коливатися від 1,3 млн до 3,3 млн осіб, що може мати значний вплив на українську економіку в короткостроковій перспективі, потенційно призводячи до щорічних втрат потенційного ВВП у межах від 2,7% до 6,9%.

Українська економіка скоротилася на 29,1% за індексом фізичного обсягу ВВП у 2022-му році, а індекс-дефлятор становив 34,3% у відношенні до 2021-го року, що стало найбільшою рецесією в історії [220]. Руйнування інфраструктури, включаючи сільськогосподарські угіддя, заводи та транспортні мережі призвело до миттєвої втрати частини економіки, а порушення ланцюгів постачання призвело до дефіциту основних товарів і послуг. Інфляція сягнула 20,2% до кінця 2022-го року [222], зокрема на продукти харчування ціни виростили на 26,6% у відношенні до 2021-го року, що значно знизило купівельну спроможність населення та супроводжувалось масовою втратою робочих місць. За оцінками НБУ [219] кількість громадян, що мали статус безробітного станом на жовтень 2023-го року складав 441 тис. осіб, а в піковий період грудня 2022-го року близько 839 тис. осіб.

Продуктовий ритейл зазнав значних втрат, багато продуктивих магазинів і складів були пошкоджені або зруйновані, що призвело до закриття та обмеження доступу до продуктів харчування на окупованих територіях. Труднощі з транспортуванням і логістикою ускладнили можливість поповнення полиць товарами першої необхідності. Деякі продукти харчування, особливо імпортовані з держави-агресора чи окупованих територій, стали дефіцитними, що призвело до підвищення цін. За оцінками ритейлерів станом на червень 2022-го року збитки перевищили 50 млрд грн [218], серед яких 41% складають збитки пов'язані з втратами чи пошкодженням приміщень, 17% – втрати обладнання та 14% – втрати товарних залишків.

Відповідно до даних Державної служби статистика України [209, 210] ринок продуктового ритейлу України в 2022-му році показав значне падіння товарообігу ритейлерів на 315 млрд грн або ж 24,5% порівняно з довоєнним рівнем у 2021-му році у порівнянних цінах. Дослідження, проведене Асоціацією ритейлерів України на основі фінансових звітів компаній роздрібної торгівлі оцінює падіння виручки на співставні 300 млрд грн [213]. В 2022-му році ринок скоротився на 7% у номінальному обсязі (рис. 1.9), проте в 2023-му році компанії змогли частково відновити ланцюги постачання, операційну діяльність на деокупованих територіях, частина населення повернулась до України та ринок зміг продемонструвати перші індикатори позитивної динаміки: за перше півріччя 2023-го року ринок зріс на 28% до аналогічного періоду в 2022-му році та на 15% в порівнянні з 2021-им роком (рис. 1.11). Звісно з врахуванням рівня інфляції реальний обсяг продажів поки не може вказувати на повне повернення до трафіку довоєнного періоду.

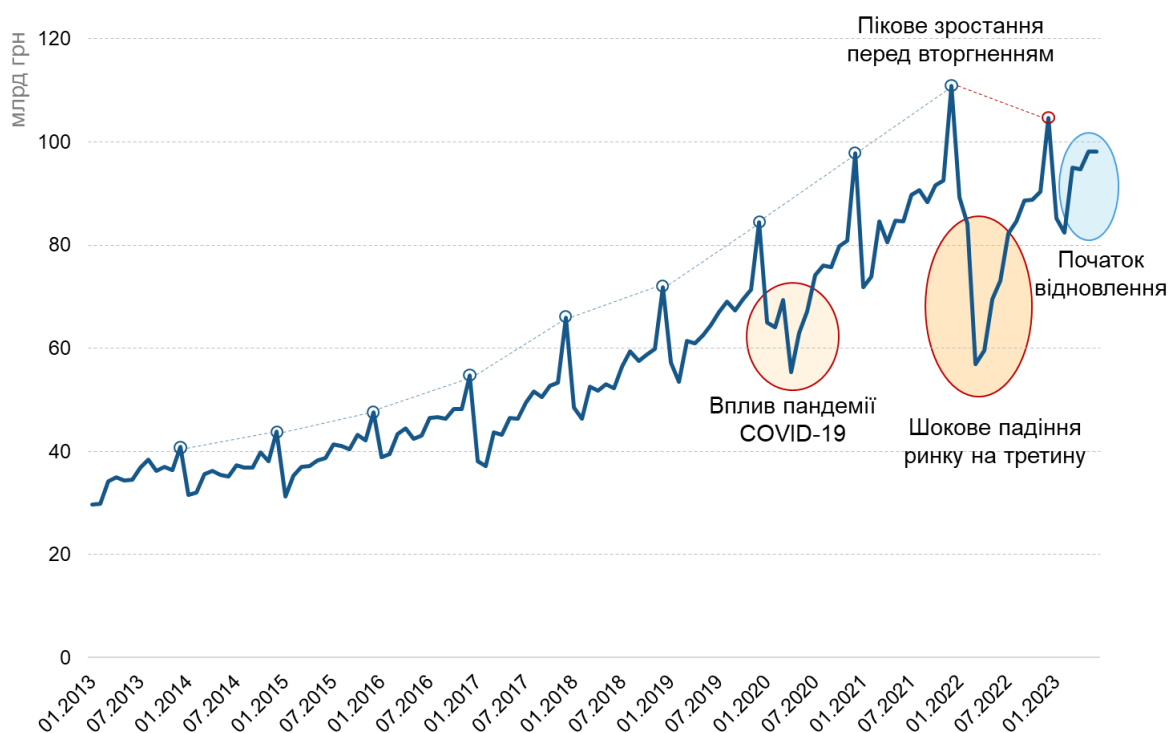


Рис. 1.11. Динаміка роздрібного товарообороту українських підприємств роздрібної торгівлі протягом 2013-2023 рр. (млрд грн)

Джерело: розроблено автором на основі [209, 210, 221].

Якщо розглянути динаміку десяти ключових гравців ринку продуктового ритейлу протягом 2022-го року (рис. 1.12), то можна побачити, що зростання виручки змогли досягти лише чотири компанії: ТОВ «ФОРА» (+4%), ТОВ «ОМЕГА» (власник бренду «Варус», +7%), ТОВ «РІТЕЙЛ ГРУП» (бренди «Велика Кишеня», «Велмарт», +6%) та ТОВ «ТАВРІЯ-В» (+10%). Найбільшу втрату виручки зазнала мережа супермаркетів «АШАН УКРАЇНА» (-26%) через руйнування гіпермаркетів в Одесі та Харкові та значні репутаційні проблеми [217]. У багатьох ритейлерів під час війни продажі почали більш інтенсивно перетікати в канали електронної комерції, зокрема для «АШАН УКРАЇНА» пенетрація онлайн продажів зростає в 6 разів до рівня 6% від офлайн.

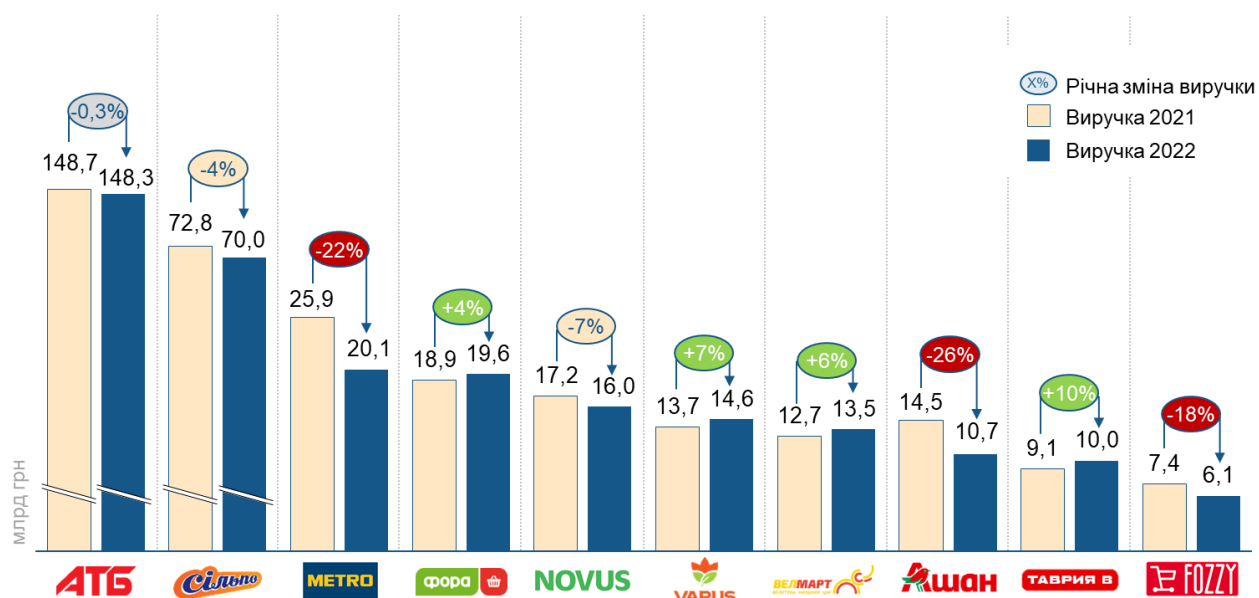


Рис. 1.12. Річна зміна виручки ТОП-10 компаній на ринку продуктового ритейлу України за період 2021-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [223, 224, 225, 226, 227, 228, 229, 230, 231, 232, 236].

Найбільший продуктовий ритейлер України «АТБ-МАРКЕТ», втративши 97 точок продажу (7,3% мережі за кількістю магазинів), зміг зберегти рівень продажів 2021-го року та продовжив активну експансію в 2023-му році [217]. Група компаній «Fozzy Group», що об'єднує мережі «Сільпо», «Фора», «Fozzy Cash & Carry» та «Thrash!» також втратила значну кількість магазинів (56 торгових точок станом на червень 2023-го року) на окупованих територіях, і

не зважаючи на падіння виручки найбільшого активу групи, а саме мережі супермаркетів «Сільпо» (-4%), змогла збільшити сумарну виручку на 2,5%.

Як зазначалось вище, переважна частина ритейлерів України зазнала збитків через втрату точок продажу внаслідок ракетних ударів чи окупації території України (рис. 1.13). Група компаній «Fozzy Group», що володіє найбільшою сумарною площею торгового залу серед ритейлерів України, втратила 12,6% станом на червень 2023-го року [235]. Більш значних втрат зазнала компанія «АТБ-МАРКЕТ», сумарна площа якою скоротилась на 18,3%, а також ТОВ «МЕТРО КЕШ ЕНД КЕРІ УКРАЇНА» (17,6%) та ТОВ «РІТЕЙЛ ГРУП» (16,0%).

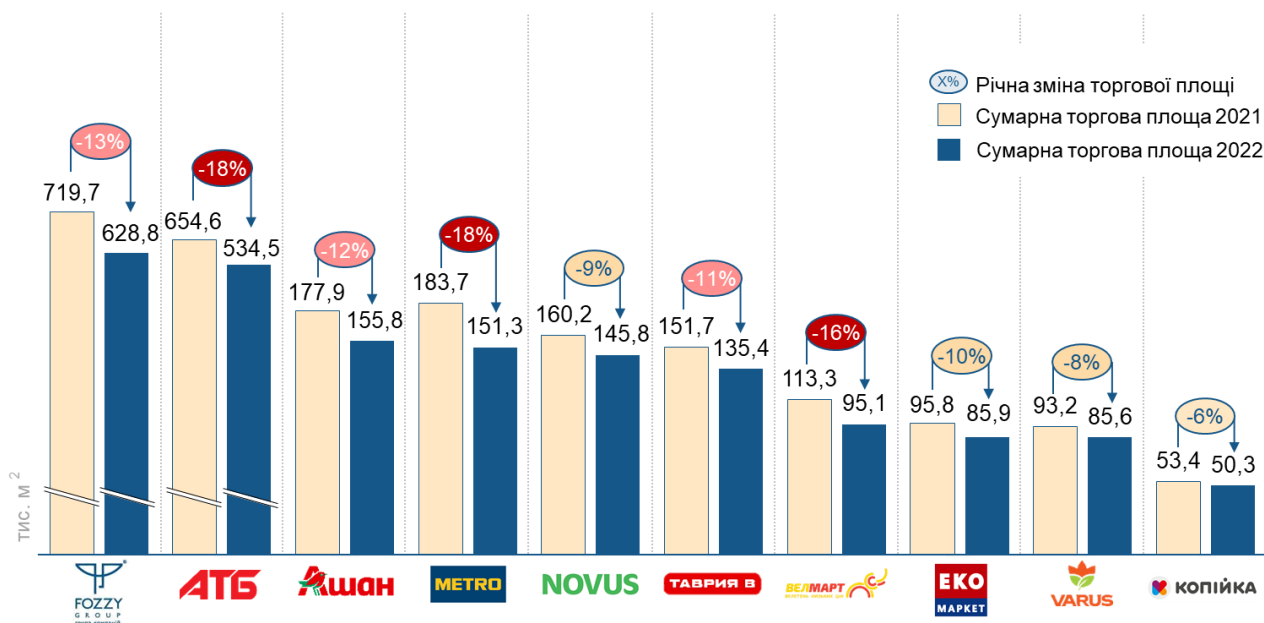


Рис. 1.13. Річна зміна сумарної торгової площі ТОП-10 компаній на ринку продуктового ритейлу України за період 2021-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [235].

Проте вже більша частина компаній в 2023-му році розпочала відновлення та активну експансію в західних (34,9% від усіх відкриттів) та центральних (20,1% від усіх відкриттів) регіонах країни [237]. Група компаній «Fozzy Group» практично змогла відновити свій довоєнний рівень за кількістю магазинів (709 в 2023-му році проти 214 в 2021-му році), а ТОВ «АТБ-МАРКЕТ» відкрила 50 нових торгових точок з початку війни. Найбільш активно розвиваються мережі у форматі «біля дому» серед яких: група компаній ТОВ «КЛЕВЕР

СТОРС» (бренди «Сім 23», «Сімі») – 35 нових точок продажу та ТОВ «ВЕРЕСЕНЬ ПЛЮС» (бренди «Файно маркет», «Varto») – 25 нових точок продажу.

Згідно з дослідженням стану українського ритейлу Асоціацією ритейлерів України, мережі-учасники асоціації змогли відновити на 98,5% кількість торгових точок у порівнянні з довоєнним періодом (рис. 1.14). Проте, не зважаючи на успіхи ритейлерів щодо відновлення фізичної присутності, відновлення довоєнного трафіку обмежується як міграцією, що була згадана вище, так і нестійкою динамікою індексів споживчих настроїв українців. Згідно з дослідженням Info Sapiens [88] індекс споживчих настроїв скоротився з 85,2 в листопаді 2022-го року до 80,9 в листопаді 2023-го року, а індекс економічних очікувань з 112,2 до 97,7 відповідно. Негативну тенденцію демонструє також індекс інфляційних очікувань, що зріс з 182,7 до 184,3. Протилежні висновки можна зробити на основі індексу поточного становища (зріс з 44,7 до 55,8), індексу очікувань динаміки безробіття (скоротився з 127,4 до 122,0) та індексу девальваційних очікувань (скоротився з 153,6 до 150,6).

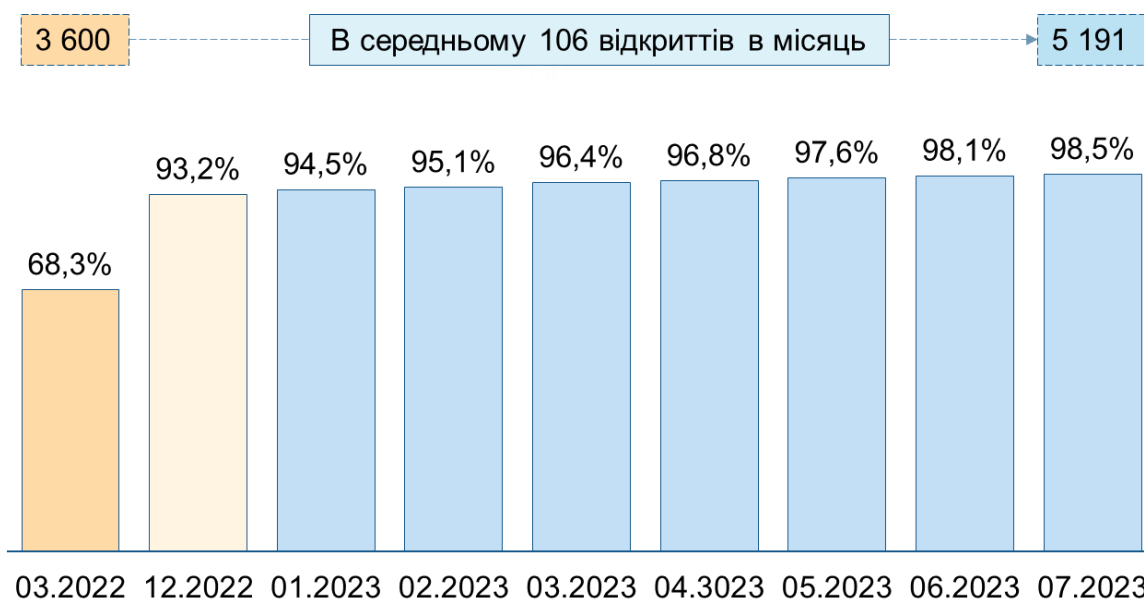


Рис. 1.14. Динаміка частки відновлення довоєнного рівня кількості працюючих магазинів з грудня 2022-го року до липня 2023-го року (як відношення кількості магазинів в заданий місяць до кількості станом на лютий 2022-го року)

Джерело: розроблено автором на основі [211, 235].

Динаміка ринку вказує на поживлення і потенціал зростання, проте вже з новими викликами та новими форматами, що дозволять надати безперебійний безпечний процес покупок для споживачів з акцентом на канали онлайн продажу. Спираючись на динаміку і вплив зовнішніх шоків пандемії та війни як на світовий ринок ритейлу, так і на ринок України, можна виділити наступні тенденції:

1. Зростання penetрації електронної комерції. Пандемія суттєво пришвидшила зростання penetрації онлайн-покупок в структурі каналів продажу для ринку продуктового ритейлу. Згідно з дослідженням Deloitte [207] 84% українців користувались сервісами доставки в 2021-му році, що на 11 в.п. вище ніж в 2020-му році, при цьому частота здійснення онлайн-купівель зросла на 22%, а розмір витрат на 27% в порівнянні з докарантинним періодом. Споживачі шукали безпеки та зручності, вибираючи купівлю в Інтернеті, щоб уникнути відвідування магазину. Доступність онлайн-платформ і покращена логістика для доставки додому або самовивозу також сприяли сплеску електронної комерції.

Вже станом на 2022-ий рік [52] середньозважена частка продажів через канали електронної комерції в країнах Європи складала 6,1% від ринку продуктового ритейлу, а найбільш розвинені ринки країн Великої Британії, Франції та Нідерландів демонстрували даний показник на рівні 11,7%, 8,9% та 8,0% відповідно. І хоч деякі гравці на ринку України демонструють частку продажів через онлайн канали на рівні 5-6%, все ж даний канал продажу досить далекий від рівня сусідньої Польщі. Проте потенціал зростання частки електронної комерції ще високий, адже продукти харчування виключно через офлайн-канали продовжують купувати понад 61% споживачів [207]. Для ритейлерів це можливість значно підвищити рентабельність обслуговування одного споживача при побудові збалансованої бізнес-моделі, адже середній чек онлайн на 25% вищий ніж в офлайн-форматі, а частка імпульсивних купівель онлайн на 20 в.п. вища (59% проти 39%).

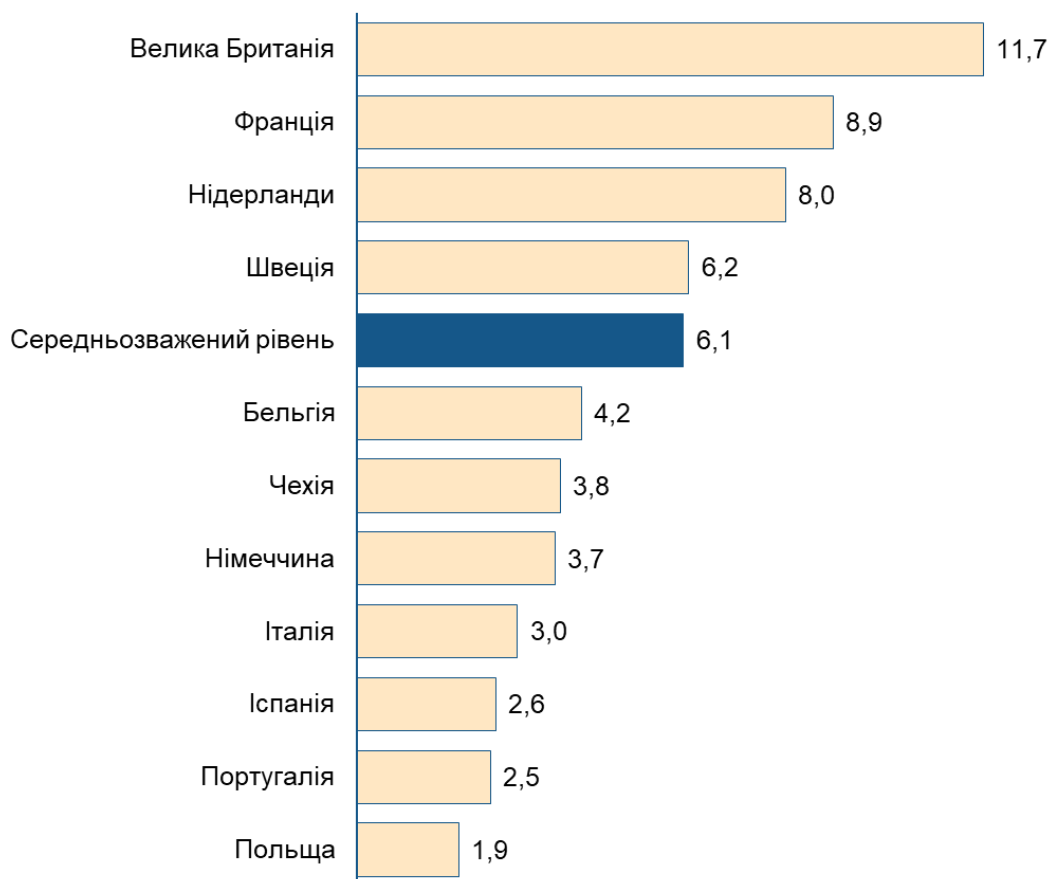


Рис. 1.15. Частка продажів через канали електронної комерції від ринку продуктового ритейлу провідних країн Європи

Джерело: розроблено автором на основі [52, 235].

2. Омніканальна стратегія. Продуктові ритейлери зосереджуються на забезпеченні безперебійних покупок через різні канали, включаючи традиційні фізичні («brick-and-mortar») магазини, онлайн-платформи та мобільні додатки. Така інтеграція надає змогу клієнтам робити швидкий та зручний перехід між покупками в традиційному магазині та онлайн-магазинами, отримуючи вигоду від постійних цін, акцій та персоналізованого досвіду. Провідні продуктові мережі все більше інвестували в омніканальні стратегії, щоб поєднати онлайн-і офлайн-досвід. В Україні такі компанії як Сільпо, Фора, Varus, Novus, Auchan розширили свої послуги «Click & Collect» та інвестували в інфраструктуру електронної комерції, щоб задовольнити зростаючий попит на онлайн-замовлення з самовивозом із магазину.

3. Впровадження нових сервісів доставки «останньої милі». Щоб задовольнити зростаючий попит на швидку та ефективну доставку, ритейлери інвестують у рішення доставки «останньої милі». Це передбачає оптимізацію маршрутів доставки та використання застосунків для доставки. Очікування споживачів щодо швидшої доставки спонукали до впровадження послуг доставки «день у день» та швидкої доставки «за хвилини». Згідно з дослідженням McKinsey [64] 53% споживачів в США та 34% в Німеччині готові додатково платити за послугу доставки «день у день». Платформи електронної комерції та постачальники послуг логістики інвестують в інфраструктуру та технології, щоб задовольнити ці вимоги, пропонуючи варіанти прискореної доставки. Найбільші гравці ринку України від взаємодії з сервісами доставки, такими як «Zakaz.ua» та «Glovo», починають переходити до створення власних служб доставки для контролю рівня якості сервісу та покращення маржинальності послуги. Серед таких гравців можна виділити компанії «Сільпо» та «Varus», зокрема компанія «Сільпо» виділила сервіс швидкої доставки з обіцянкою для споживача у 25 хв з моменту формування замовлення під окремим брендом «Локо» для диференціації послуг та асортименту. На думку директора з операційної діяльності електронної комерції «Сільпо», Надії Тарабанової, ринок доставки в Україні ще у процесі формування і може зростати на 30-50% щороку (CAGR) протягом періоду 2024-2027 років [214].

4. Інновації для покращення гостьового досвіду. Зосередження уваги на комфорті споживача призвело до впровадження інноваційних концепцій, таких як магазини без каси, різноманітні варіанти самообслуговування та «розумні полиці». Ритейлери інвестують у технології, щоб спростити досвід покупки у офлайн-форматі та скоротити час очікування. Українські ритейлери «Сільпо», «Фора», «Варус», «АТБ» та «Велмарт» тестують послугу «Scan & Go», що надає змогу не витратити час на касі, скануючи товари безпосередньо під час формування кошика. Компанії «АТБ» та «Сільпо» також пропонують власні платіжні системи в кооперації з банками для пошуку синергії від застосування функціоналу через платформи лояльності.

Доступність величезної кількості даних щодо портрету споживачів і прогрес у аналітичних технологіях призвели до впровадження стратегій персоналізації на основі даних. Аналізуючи історію покупок і вподобання, ритейлери надають індивідуальні рекомендації, програми лояльності та цільові рекламні акції для підвищення залученості клієнтів і їх задоволення.

5. Новий підхід до вибору та технологічного комплектування локації.

Вплив COVID-19 мав ефект на зростання популярності формату «біля дому» та електронної комерції і призводить до зміни стратегії великих мереж для пошуку менших форматів та запуску нових сервісів доставки. Згідно з дослідженням Deloitte [207] в 2021-му році 49% українців надавали перевагу покупкам у магазинах «біля дому», проте це менше ніж в карантинний період на 2 в.п., а 35% у супермаркетах та гіпермаркетах, що на 2 в.п. вище ніж в 2020-му році.

Якщо розглянути європейський ринок ритейлу (рис. 1.16), то можна прослідкувати схожу тенденцію: протягом 2021-го року дискаунтери в Польщі, Італії та Швеції змогли зрости більш ніж на 5% рік до року, а сам формат надав змогу зберегти мережам рівень продажів при невеликому скороченні ринку. Значне падіння продажів мереж, що працюють у форматі «супермаркет» (-1,2%) та «гіпермаркет» (-2,6%) були компенсовані завдяки швидкому зростанню електронної комерції (+8,8%). Згідно з дослідженням Statista [163] до 2026-го року найвищий темп зростання варто очікувати від онлайн-каналів продажу (+11,6% щороку), а серед офлайн-форматів – «Cash & Carry» (5,3%) та магазини «біля дому» (+4,4%), відповідно найнижчі темпи зростання варто очікувати від супермаркетів (+3,3%) та гіпермаркетів (+2,6%).

Великі гіпермаркети стають застарілими у сфері продуктового ритейлу, а такі глобальні гіганти, як французький «Ашан» і британська «Tesco», відходять від їх розвитку. Світова тенденція підкреслює привабливість менших, більш оптимізованих форматів продуктового ритейлу. Супермаркети також адаптуються до цієї зміни шляхом скорочення торгової площі: середній розмір торгового залу скоротився з 3 000 до 1 700 квадратних метрів [241].

Формат:

Країна:	Динаміка ринку	Гіпермаркети	Супермаркети	Дискаунтери	Електронна комерція
Середньозважений	-0,1	-2,6	-1,2	0,3	8,8
Польща	5,5	-1,6	-2,5	12,2	-3,3
Італія	4,4	3,2	4,3	6,4	-1,0
Чехія	1,6	0,2	-0,6	2,6	18,8
Німеччина	1,5	-1,5	4,2	-1,0	14,5
Нідерланди	1,3	-	-0,9	-0,9	28,6
Швеція	0,6	0,8	-4,4	5,6	14,1
Португалія	-0,2	-	-0,1	1,1	-8,7
Велика Британія	-1,1	-5,8	-3,9	1,5	14,9
Франція	-2,3	-1,8	-4,5	-4,1	3,7
Іспанія	-7,1	-10,0	-7,4	-5,2	3,3

Рис. 1.16. Динаміка ринку продуктового ритейлу Європи у розрізі форматів, річний приріст продажів в 2021-му році відносно 2020-го року

Джерело: розроблено автором на основі [51, 235].

Стратегія розвитку ритейлу відходить від відкриття великих торгових об'єктів відповідно до мінливих уподобань споживачів, натомість акцент робиться на менших торгових площах. За словами виконавчого директора «Vagus», Наталії Азюковської [241], торгові точки площею 2 000 квадратних метрів генерують три транзакції на квадратний метр щодня, а магазини, площею близько 300 квадратних метрів, можуть демонструвати даний показник на рівні 10 транзакцій на квадратний метр. Перехід до менших магазинів обумовлений розумінням того, що близькість і зручність відіграють вирішальну роль у виборі споживача. Даний перехід до менших форматів полягає не лише у зменшенні фізичного простору, а й у використанні даних можливостей для досягнення вищої маржинальності та операційної ефективності.

Значний ефект в сторону відмови від фізичної присутності відіграє розвиток електронної комерції. За оцінками Euromonitor International [58] до 2026-го року тільки 73% покупок в ритейлі будуть припадати на традиційні «Brick & Mortar» магазини, що на 20 в.п. нижче ніж було в 2011-му році і на 16 в.п. нижче ніж було в 2016-му році. Проте даний тренд не настільки критичний саме для продуктового ритейлу, адже за попередніми оцінками в

2023-му році частка електронної комерції для даного сектору не перевищуватиме 5% від офлайн продажів [121]. Серед основних стратегій ритейлерів для збереження операційної ефективності фізичного простору торгового залу можна виділити інтеграцію MFC платформи в простір магазину, відкриття «pop-up» чи модульних магазинів, оптимізація обсягів товарних залишків, пошук експериментальних форматів та виділення окремих просторів для підтримки та стимулювання цифрових операцій, зокрема через окремі зони самовивозу, «Darkstore» та «Dark Kitchen» [58].

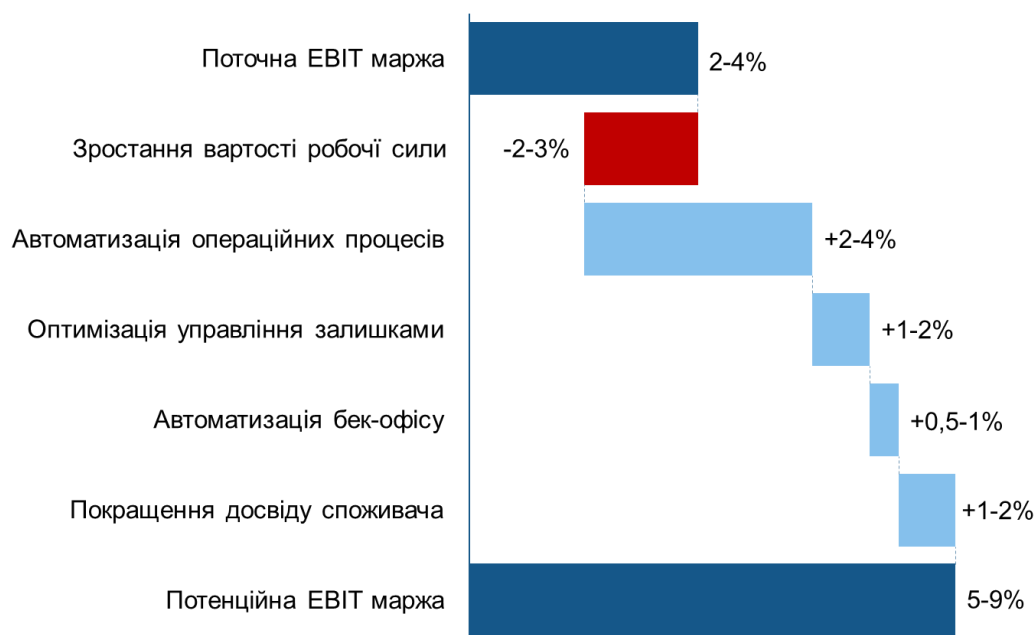


Рис. 1.17. Декомпозиція потенційного впливу технологій на операційну ЕВІТ маржу традиційних «brick-and-mortar» магазинів

Джерело: розроблено автором на основі [1].

Проте варто відмітити, що тренди та технології можуть значно змінити операційну та фінансову ефективність традиційного формату магазинів. Впровадження персоналізованих пропозицій і оптимізованого асортименту може збільшити продажі та зменшити втрати від списань. Крім того, можливості для автоматичного та персоналізованого продажу додаткових товарів і перехресних продажів мають потенціал для збільшення середнього розміру споживчого кошика та коефіцієнтів конверсії. Згідно з дослідженням McKinsey [1] прогнозується, що склад робочої сили також зазнає трансформації,

зокрема кваліфіковані співробітники вимагатимуть вищої винагороди. Незважаючи на це, загальні витрати на заробітну плату можуть зменшитися, оскільки автоматизація та технології сприяють перерозподілу витрат на робочу силу на завдання, пов'язані з вищою доданою вартістю та завданнями, що пов'язані з безпосередньою взаємодією зі споживачами. Маржинальність ЕВІТ вдвічі може перевищувати поточну середню по галузі, що супроводжуватиметься покращеним обслуговуванням клієнтів, більшою залученістю співробітників і більш оптимізованим процесом управління магазином (рис. 1.17).

5. Трансформація вибору асортименту та вплив ініціатив сталого розвитку. Лідери ринку розширюють свої пропозиції під власними торговими марками, пропонуючи якісні альтернативи за конкурентними цінами. Крім того, все більше уваги приділяється різноманітним і міжнародним асортиментам продуктів, що задовольняють потреби споживачів різних культур та їхні кулінарні уподобання. Згідно з дослідженням EuroCommerce [52] 53% споживачів прагнуть більше заощаджувати на продуктах харчування, а 36% планують збільшити купівлю продуктів приватних торгових марок у 2023-му році порівняно з 2022-м роком. Навіть за умови потенційного зростання ринку, тенденція надання переваги приватним торговим маркам і формату «дискаунтер» може зберегтися. Споживачі висловлюють високу задоволеність продукцією приватних торгових марок: 84% респондентів заявляють, що якість відповідає або перевищує якість брендівих продуктів.

Ще одним з трендів на ринку продуктового ритейлу є зміна споживчих переваг в сторону більш здорових і органічних продуктів харчування. Ще до пандемії зростав попит на екологічно чисті та оздоровчі продукти, і респонденти в усьому світі все частіше включали рослинну їжу у свій раціон заради забезпечення концепції свідомого споживання. Згідно з дослідженням PWC [145] 54% споживачів готові платити більше за більш здорову альтернативу товару, 50% за продукт локального виробництва, 46% за екологічно вироблений чи запакований товар. Поширенню цієї тенденції сприяли такі фактори, як

прагнення до більш здорового харчування, занепокоєння щодо безпечності харчових продуктів і збільшення уваги до органічних і натуральних продуктів. Продуктові ритейлери адаптуються до цього попиту, розширюючи пропозицію органічних і натуральних продуктів, забезпечуючи більшу прозорість на етикетках і наголошуючи на інформації про харчові властивості.

Споживачі все більше усвідомлюють вплив своїх покупок на навколишнє середовище. Продуктові ритейлери реагують на це зменшенням використання пластикової упаковки, закупівлею місцевих екологічно чистих продуктів і впровадженням екологічно чистих методів, спрямованих на зменшення відходів і вуглецевого сліду. Відповідно до опитування Deloitte [207] в 2021-му році 88% українців зацікавлені в екологічному пакуванні, серед яких 51% вважають позначку «Екологічно чистий продукт» важливою при виборі товару.

6. Ритейл медіа та influence-маркетинг. Розвиток ритейл медіа (RM) як третьої хвилі цифрового маркетингу створює можливості для ритейлерів для більш ефективної цільової комунікації та надає змогу більш прозоро і точно вимірювати рентабельність витрат на рекламу (ROAS) на рівні продукту. У США на RM припадає до 10% онлайн-продажів продуктів харчування, а маржинальність за ЕВІТ перевищує 50% [52]. Хоча RM не є новою концепцією, значний потенціал зростання в Європі залишається невикористаним. Очікується, що до 2025 року європейський ринок досягне 21 мільярда євро [103]. Щоб отримати вигоду від даної тенденції, лідери галузі розширюють екосистеми бізнесів за межі основної пропозиції ринку. Наприклад, ритейлер «Carrefour» співпрацює з компаніями «Publicis» і «Citrus Ads», надаючи RM платформу для невеликих продуктових ритейлерів. Нідерландська мережа продуктових супермаркетів «Ahold Delhaize» купила частки в рекламно-технічній платформі «Adhese», а ритейлери «Tesco» і «Sainsbury's» уклали угоди з телевізійними мережами, щоб використовувати їхні дані для індивідуальної телереклами [52].

Ритейлери також використовують стратегії соціальної комерції, працюючи з медійними особами та використовуючи створений користувачами контент для стимулювання продажів і залучення клієнтів через різні платформи.

Спираючись на тенденції на ринку продуктового ритейлу, що були описані в даному підрозділі, а також схильність компаній до впровадження СППР та ШІ (рис. 1.2), що були розглянуті в підрозділі 1.1, можна сформуванати перелік сфер застосування СППР в продуктовому ритейлі, що можуть приносити найбільший ефект для компаній українського ринку (рис. 1.18).

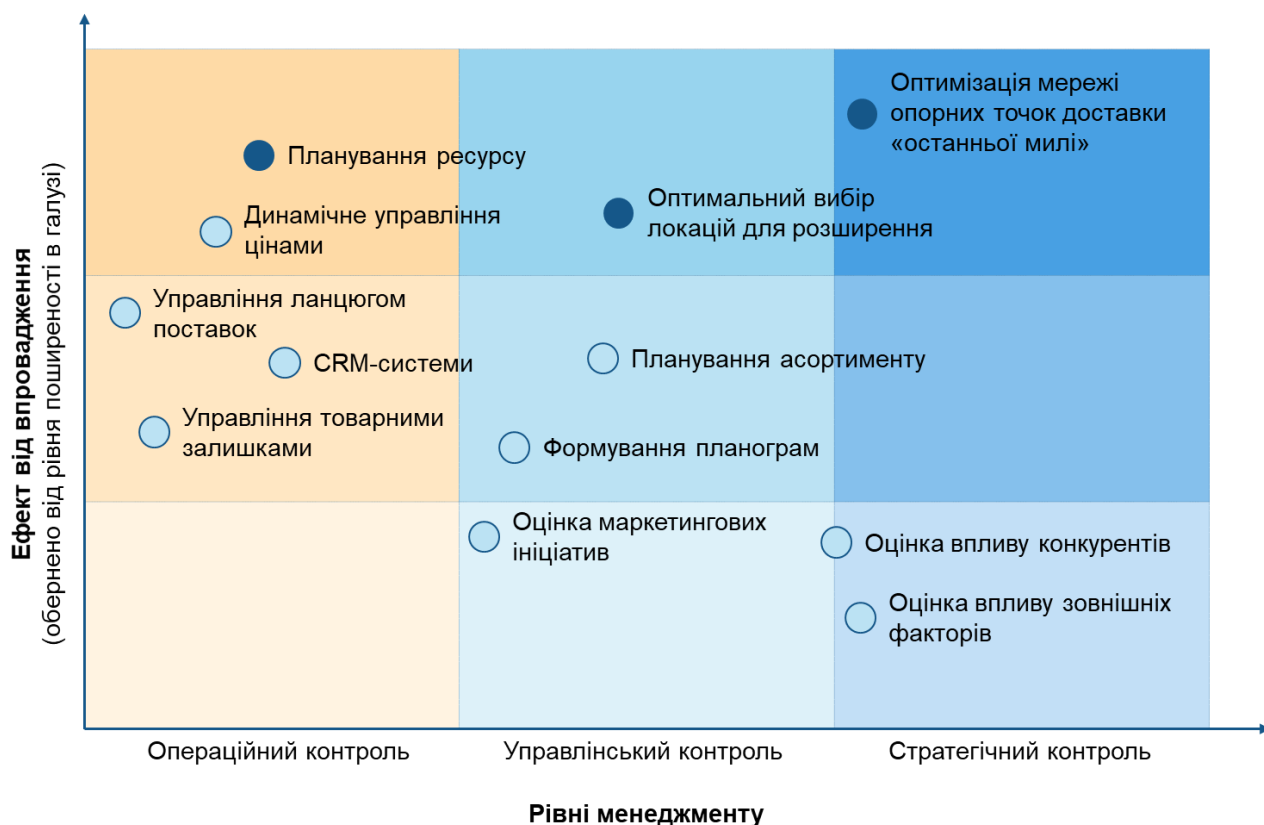


Рис. 1.18. Матриця класифікації сфер застосування СППР в продуктовому ритейлі «Ефект від впровадження – Рівень менеджменту»

Джерело: розроблено автором на основі сітки Горрі та Скотта Мортонна [69].

Для більш детального дослідження в рамках дисертації були обрані три напрямки застосування СППР в розрізі операційного, управлінського, стратегічного рівня менеджменту, що мають найвищий потенціал ефекту від впровадження для українських ритейлерів. Внаслідок нестабільності ринку праці та зростання питомої ваги операційних витрат на оплату праці в структурі P&L СППР для ресурсного планування має високий потенціал покращення маржинальності послуги від оптимізації продуктивності без втрат рівня сервісу. СППР для оптимального вибору локацій розширення мережі надає змогу покращити грошові потоки та підвищити ROI в умовах зростання впливу

електронної комерції, а система для оптимізації мережі полігонів доставки «останньої милі» досягти операційної беззбитковості нової для ринку послуги.

Висновки до розділу 1

Проаналізувавши теоретичні засади формування, генезис та еволюцію систем підтримки прийняття рішень, їх вплив на процеси прийняття організаційних рішень, принципи побудови та їх застосування на ринку продуктового ритейлу, були сформовані наступні висновки:

1. Досліджено еволюцію СППР з формування теоретичної концепції, що зародилась в 1950-х років до появи інтелектуальних СППР, що спираються на методи машинного навчання, інтелектуальний аналіз великих наборів даних та технології ШІ. Розширено класифікацію СППР, що спирається на підхід В. Дхара та Р. Стайна, та описано їх розвиток та появу в контексті практичної імплементації СППР.

2. Описано ефекти від впровадження СППР в організаціях, включаючи підвищення індивідуальної продуктивності, підвищення якості та швидкості прийняття рішень, організаційний контроль, підтримку внутрішнього дослідження та пошуку інсайтів, масштабованість, зниження організаційних витрат та управління ризиками. На противагу розкрито проблеми та обмеження, що пов'язані з впровадженням СППР, такі як обмеження мети та обсягу, проблеми інтеграції, технологічні обмеження та проблеми поведінкової інженерії.

3. Враховуючи розвиток СППР на основі ШІ, високий рівень очікувань щодо інвестицій для реалізації таких рішень та аналіз рівня застосування СППР в розрізі галузей, дослідження визначає ключові сфери застосування СППР на ринку продуктового ритейлу, включаючи аналіз продажів і ефективності, управління товарними залишками, планування асортименту, управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM), стратегії ціноутворення, оптимізацію управління ланцюгом поставок і логістикою, підвищення операційної ефективності та розподілу ресурсів, а також рекомендації щодо вибору місць для

органічного зростання. Крім того, у розділі описується можливість інтеграції ІІІ у СППР, підкреслюється потенціал зростання та конкурентну перевагу, що отримують компанії, які активно впроваджують машинне навчання та ІІІ у свою діяльність.

4. Досліджено підходи до побудови СППР, визнаючи відсутність універсальної теорії та стандартизованої архітектури. Для класифікації підходів до розробки СППР використана концепція Д. Горрі та М. С. Скотта Мортонна на основі рівня структурованості проблеми та управлінського рівня, що вони покривають. Класична теорія була доповнена підходом Gartner, що оцінює рівень застосування ІІІ на основі складності завдання та бажаних часових рамок для його вирішення. Дослідження наголошує на зростаючій складності прийняття рішень та необхідності реорганізації процесів, наголошуючи на зв'язку, контекстуальності та безперервності у прийнятті рішень.

5. На основі парадигми методології розробки рішень (DDM), що була запропонована Р. Спрагом і Г. Ватсоном у 1980-х роках, було визначено етапи формування СППР та визначено ключові компоненти архітектури. Для кожної з компонент СППР проведено детальне дослідження розвитку та сучасного стану розробки. Описано опції впровадження платформ промислових даних для реалізації DBMS, зосереджуючись на інфраструктурних рішеннях, адаптованих до обсягу даних, складності та потреб аналітики в реальному часі. Розкрито роль MBMS та визначено вплив ІІІ, машинного навчання та глибоких нейронних мереж на аналітичні моделі. Тенденції компонента інтерфейсу користувача включають прогрес у обробці природної мови, застосування машинного навчання та технологій ІІІ, що призводить до більш складних і контекстно-залежних систем зв'язку. Компонент системи управління на основі знань починає інтегрувати сховища знань, машинне навчання та NLP для обробки неструктурованих даних.

6. Представлено комплексний аналіз динаміки та викликів, з якими стикається ринок продуктового ритейлу. Дослідження охоплює різні етапи еволюції продуктового ритейлу, включаючи появу сучасних форматів

супермаркетів, гіпермаркетів, електронної комерції та розвиток омніканального ритейлу. Описано динаміку ринку продуктового ритейлу в Україні, що зазнав трансформацій під впливом пандемії COVID-19, що призвела до зміни поведінки споживачів із збільшенням схильності до каналів електронної комерції та війни, що мала руйнівний вплив на економіку.

7. Дослідження визначає ключові тенденції та інновації на ринку продуктового ритейлу, включаючи зростаюче проникнення електронної комерції, омніканальних стратегій, послуг доставки «останньої милі» та інновацій для покращення досвіду споживачів. Ритейлери все більше інвестують у технології та стратегії персоналізації на основі даних. Відзначається перехід до менших, більш оптимізованих форматів точок продажу з акцентом на близькості та зручності. Визначено, що уподобання споживачів зміщуються в сторону більш здорових та органічних харчових продуктів, і ритейлери реагують на це, розширюючи пропозиції екологічно чистих та безпечних для здоров'я товарів. Визнається зростання ритейл медіа (RM) як важливого аспекту цифрового маркетингу, що надає можливості для ефективної цільової комунікації та прозорого вимірювання рентабельності витрат на рекламу (ROAS).

8. Сформована матриця класифікації сфер застосування СППР в продуктовому ритейлі «Ефект від впровадження – Рівень менеджменту». На основі визначених трендів виявлені напрямки застосування СППР, що мають найвищий вплив на операційну, управлінську та стратегічну діяльність ритейлерів в Україні: планування ресурсів та оптимізації продуктивності, формування оптимального вибору локацій для розширення мережі та оптимізація мережі полігонів доставки «останньої милі». Описані напрямки будуть більше детально розглянуті у наступних розділах дисертаційної роботи.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [21, 22, 86].

РОЗДІЛ 2. ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

2.1. Використання методів прогнозування часових рядів для підтримки прийняття рішень

За останні роки український ринок продуктового ритейлу зазнав глибоких трансформацій, спочатку спричинених пандемією COVID-19, а згодом повномасштабним вторгненням. Як зазначалось в підрозділі 1.3, шоки ринку спричинили значні зміни в поведінці споживачів, породивши нові тенденції на ринку ритейлу. Як наслідок, ринкова динаміка стала менш передбачуваною, накладаючи підвищений рівень складності для ефективного операційного та стратегічного планування.

У світлі цих трансформаційних впливів традиційний фокус на прогнозуванні ефекту від внутрішніх ініціатив та інвестиційних проєктів, стратегій просування та динамічного ціноутворення має бути розширений, щоб охопити приховані патерни впливу стохастичних екзогенних факторів. Серед таких факторів, що створюють додатковий рівень невизначеності можна виділити періоди впливу карантинних обмежень під час пандемії, відключення електроенергії та повітряні тривоги. Для інкорпорації даних факторів в СППР необхідно вибудувати комплексний підхід до інтеграції ефекту в моделі прогнозування часових рядів. Точність прогнозування може відігравати значний фінансовий ефект для компаній, що працюють на ринку продуктового ритейлу:

- **Управління товарними залишками:** переоцінка продажів призводить до надлишкового рівня залишку, що призведе до витрат на зберігання, прямих втрат від списань, потенційних уцінок і падіння валової маржі, погіршення оборотності залишків та циклу конверсії готівкових засобів (Cash Conversion Cycle). З іншої сторони значне негативне відхилення у прогнозах може призвести до дефіциту, втрати продажів і лояльності споживачів;

- **Операційна ефективність:** прогнози продажів мають вирішальне значення для оперативного планування, укомплектування персоналу та

розподілу ресурсів. При негативному відхиленні прогнозу від фактичних значень є ризику виведення недостатнього рівня персоналу протягом пікових годин навантаження та критичного рівня продуктивності, що може впливати на падіння якості сервісу та втрати виручки. Навпаки за надто амбітних прогнозів виручки компанія втрачає від надлишкових витрат на оплату праці, що є однією з найвищих статей витрат в R&L продуктового ритейлера;

- **Оптимізація ланцюга поставок:** точні прогнози продажів забезпечують кращу координацію з постачальниками та дистриб'юторами, та формування коректного маршрутного планування для поставок з розподільчих центрів (РЦ), що мінімізує потенційний дефіцит, метрику «Out-of-Stock» і покращує загальну ефективність ланцюжка поставок;

- **Планування промо:** прогнозування попиту надає змогу більш ефективно планувати рекламні акції, які відповідають органічній купівельній поведінці;

- **Фінансове планування:** надійні прогнози продажів сприяють кращому управлінню грошовими потоками, що надає змогу компаніям стратегічно розподіляти ресурси та забезпечувати достатній рівень фінансової міцності протягом сезонних циклів.

В продуктовому ритейлі не існує єдиного стандарту щодо вибору моделі прогнозування часових рядів, для кожного специфічного кейсу чи навіть торгового об'єкту в рамках однієї мережі ритейлу може спрацьовувати абсолютно різний підхід чи архітектура моделі. Наприклад, дослідження Б. Кумара Джа та С. Панде [104] зосереджено на прогнозуванні продажів у супермаркеті, використовуючи адитивну модель декомпозиції, модель авторегресійної інтегрованої ковзної середньої ARIMA та алгоритм декомпозиції часового ряду з врахуванням впливу регресорів FB Prophet. Автори підкреслюють потенціал FB Prophet як чудового інструменту прогнозування продажів ритейлу на рівні магазину, що демонструє перевагу за метриками RMSE, MAE та MAPE.

Стаття «Порівняльне дослідження прогнозування продажів ритейлу» М. Хасана, М. А. Кабіра, Р. А. Шувро та П. Дас [75] пропонує комплексний

теоретичний огляд та аналіз моделей прогнозування часових рядів, таких як ARIMA, FB Prophet та модель градієнтного бустингу Light Gradient Boosting Machine, що мають специфічні переваги в залежності від способу використання.

Дослідження Н. Арунраджа, Д. Арена, М. Фернандеса та М. Мюллера [10] підкреслює важливість впровадження ефективної системи прогнозування продажів для зменшення харчових відходів. Автори пропонують розробку модель сезонного авторегресійного інтегрованого ковзного середнього із впливом зовнішніх факторів (SARIMAX), що спрямована на врахування впливу акцій, знижок, святкових періодів та погодних умов. Праця Т. Фалатурі, Ф. Дарбанян, П. Брандтнер і К. Удокву [59] присвячена застосуванню прогнозної аналітики в управлінні ланцюгами поставок, з особливим акцентом на прогнозуванні попиту в секторі ритейлу. В дослідженні автори порівнюють якість двох вибраних методів, а саме моделі SARIMAX і рекурентні нейронні мережі LSTM. Щоб підвищити точність прогнозування на рівні магазину, автори пропонують гібридні підходи, пропонуючи навчання SARIMAX і LSTM на попередньо згрупованих кластерах магазинів за характеристиками їх динаміки.

У роботі Я. Енсафі, С.Х. Амін, Г. Чжан і Б. Шах [49] також досліджують застосування різних моделей прогнозування до історії продажів на рівні окремого магазину, серед яких SARIMA, потрібне експоненціальне згладжування, моделі FB Prophet, LSTM і згортова нейронна мережа (CNN). Результати авторів підкреслюють перевагу методу Stacked LSTM, що є модифікацією LSTM моделі, де набір прихованих шарів розташовуються один за одним. Крім того, дослідження визнає високу ефективність моделей FB Prophet і CNN у контексті прогнозування продажів.

Дослідження С. Іванова та Н. Максишко [212] описує ефективність використання нейромережевого моделювання для підвищення точності прогнозування продажів для компанії ринку ритейлу. Авторами запропоновано метод порівняльного аналізу, який оцінює якість прогнозування чотирьох типів моделей: регресійної, авторегресійної моделей, моделі нелінійного тренду та нейромережевих моделей, серед яких нейронна мережа «вхід-вихід», нейронна

мережа на основі моделі NAR та нейронні мережі NARX. Згідно з результатами авторів моделі побудови нейронних мереж виявились найбільш ефективними, що надало змогу досягти точності на рівні 17% за метрикою MAPE.

Завдяки останнім досягненням у дослідженні прогнозування часових рядів у продуктовому ритейлі, з'явилися різні підходи та моделі для підвищення точності прогнозування. Аналіз сучасних досліджень підтверджує, що не існує єдиної архітектури моделі, що може надати бізнесу найбільш точний прогноз, так як різні класи моделей дають оптимальні результати для різних наборів даних. Така нестійкість ефективності моделі не тільки підкреслює необхідність індивідуального підходу, але й підкреслює постійну потребу в методологічному вдосконаленні та інноваціях у пошуках підходу до підвищеної точності прогнозування [111]. Поняття автоматичного вибору моделі вносить вимір складності в методології прогнозування, що передбачає розробку інтелектуальних алгоритмів чи підходів, які можуть визначити найбільш ефективну модель для конкретного часового ряду. Такий автоматизований процес відбору не тільки спрощує процес прогнозування, але й забезпечує більш точне узгодження між характеристиками моделі та даних, прокладаючи шлях до більш адаптивного, стійкого та науково обґрунтованого підходу до прогнозування часових рядів для компаній, що функціонують на нестійкому ринку продуктового ритейлу.

Для формування цілісного підходу для адаптивної системи прогнозування необхідно вибудувати порівняльний аналіз класів моделей часових рядів, що можна розбити на такі групи [192]:

1. Класичні методи прогнозування часових рядів;
2. Регресійні моделі машинного навчання;
3. Інтеграція штучних нейронних мереж;
4. Об'єднання декомпозиції часових рядів і нейронних мереж.

1. Класичні методи прогнозування часових рядів. Серед класичних моделей, що були використанні в дослідженні можна виділити: експоненційне згладжування, ARIMA і тета-модель. Експоненційне згладжування – це метод

прогнозування часових рядів, який призначає ваги минулим спостереженням, що експоненційно зменшуються, і таким чином дозволяє надавати більший вплив на прогноз останнім спостереженням. Такий адаптивний підхід дає змогу моделі фіксувати тенденції та закономірності, що розвиваються, зосереджуючись на нещодавніх подіях, що мали вплив на динаміку часового ряду [85]:

$$\hat{y}_{T+1|T} = \alpha y_T + (1 - \alpha) \hat{y}_{T|T-1} = \sum_{t=0}^{T-1} \alpha (1 - \alpha)^t y_{T-t} + (1 - \alpha)^T l_0 \quad (2.1)$$

де y_T – прогнозоване значення часового ряду на період T , $\alpha \in [0;1]$ – параметр згладжування та l_0 – початкове значення послідовності. Параметри оцінюються з використанням методу максимальної правдоподібності (ММП).

Просте експоненційне згладжування ефективно для прогнозування даних, у яких відсутні очевидні тенденції чи сезонні коливання, тому такий підхід рідко може результативно використовуватись для часових рядів у продуктовому ритейлі, що характеризуються сильною сезонністю як в рамках дня, так і тижня, місяця та року. Ч. Холт і П. Вінтерс розширили метод простого експоненційного згладжування, щоб врахувати вплив тренду та сезонності. Сезонний метод Холта-Вінтерса включає рівняння прогнозу та три рівняння згладжування для компонентів рівня, тренду та сезонності із двома варіаціями на основі природи сезонного компонента [85]. Адитивний метод підходить, коли сезонні коливання залишаються відносно постійними, тоді як мультиплікативний метод є кращим, коли сезонні коливання змінюються пропорційно рівню часового ряду. Структуру адитивного методу Холта-Вінтерса можна описати наступним чином:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{T+h|t} &= l_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)} \\ l_t &= \frac{\alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})}{\text{Компонент рівня}} \\ b_t &= \frac{\beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}}{\text{Компонент тренду}} \\ s_t &= \frac{\gamma(y_t - l_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}}{\text{Компонент сезонності}} \end{aligned} \quad (2.2)$$

де h – кількість кроків для прогнозування, b_t – параметр тренду, $\alpha, \beta, \gamma \in [0;1]$ – параметри згладжування для компонентів рівня, тренду та сезонності відповідно,

m – частота даних, $k = \lceil (h-1) / m \rceil$. Для мультиплікативного підходу система рівнянь матиме відповідно наступний вигляд:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{T+ht} &= (l_t + hb_t) s_{t+h-m(k+1)} \\ l_t &= \alpha \frac{y_t}{s_{t-m}} + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \\ &\quad \text{Компонент рівня} \\ b_t &= \beta(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \\ &\quad \text{Компонент тренду} \\ s_t &= \gamma \frac{y_t}{l_{t-1} + b_{t-1}} + (1-\gamma)s_{t-m} \\ &\quad \text{Компонент сезонності} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Серед класичних найбільш поширених методів, що найчастіше використовуються для прогнозування часових рядів, важливе місце посідає модель ARIMA (авторегресійне інтегроване ковзне середнє), що включає компоненти авторегресії (AR) та ковзного середнього (MA). ARIMA передбачає диференціацію часових рядів для досягнення стаціонарності, ідентифікацію параметрів авторегресії та ковзного середнього методом ММП та подальше прогнозування на основі найбільш ефективною моделі за критерієм Шварца чи Ханнана-Квіна [238]:

$$y_t = c + \underbrace{\sum_{p=1}^P \varphi_p y_{t-p}}_{AR(Авторегресія)} + \underbrace{\sum_{q=1}^Q \theta_q \varepsilon_{t-q}}_{MA(Ковзне середнє)} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

де y_t – прогнозоване значення на період t , ε_t – процес «білого шуму», P – параметр порядку AR-процесу, Q – параметр порядку MA-процесу.

Часто використовуються варіації моделей ARIMA, що розширюють функціонал для врахування додаткових факторів, зокрема SARIMA дає змогу врахувати фактор сезонності, а SARIMAX включає вплив екзогенних факторів.

Для екстраполяції часового ряду, що має чіткий трендовий та сезонний компонент динаміки, також використовують ще один класичний метод – тета-модель. Тета-модель базується на концепції апроксимації часового ряду за допомогою коефіцієнта θ , який застосовується безпосередньо до другого диференціалу послідовності. У роботі Р. Хіндмана та Б. Білла [84] підхід до

побудови моделі трансформується у відповідності до класичної форми експоненційного згладжування (формули 2.1, 2.2, 2.3), виділяючи компоненти рівня та сезонності:

$$\hat{y}_{T+H|T} = l_t + hb = l_0 + b \left(h - 1 + \frac{1}{\alpha} - \frac{(1-\alpha)^n}{\alpha} \right) \quad (2.5)$$

де h – кількість кроків для прогнозування.

Традиційні методи прогнозування часових рядів не вимагають високого навантаження на інфраструктуру та легкі у навчанні, що є їх перевагою при побудові СППР для великої кількості різних за природою часових рядів, проте не здатні ефективно враховувати вплив екзогенних факторів. Застосування таких методів може бути результативним для часових рядів, що мають дуже чітко виражену сезонність та тренд зростання, не підпадають під вплив стохастичних факторів та часто використовуються для рядів, що мають коротку історію і потребують у формуванні прогнозу на короткий період (до тижня).

2. Регресійні моделі машинного навчання. Одна з найбільш ефективних моделей для прогнозування часових серед регресійних методів машинного навчання є модель градієнтного бустингу LightGBM. Даний алгоритм був розроблений компанією «Microsoft» та набув популярності завдяки своїй продуктивності, масштабованості та ефективності, особливо при роботі з великими наборами даних. LightGBM побудований на принципах посилення градієнта з використанням деревоподібних алгоритмів навчання для підвищення можливостей прогнозного моделювання.

В основі методу лежить ступінчастий пошук оптимальної моделі. Нехай задано M кроків для спуску, а $L(y, F(x))$ – диференційна функція втрат [65].

Тоді наступна послідовність кроків надає змогу досягти оптимальної моделі:

1. Ініціалізація первинної моделі:

$$F_0 = \arg \min_{\gamma} \sum_{i=1}^n L(y_i, F(x)) \quad (2.6)$$

2. Для наступних M кроків розраховуються псевдо-залишки:

$$r_{im} = - \left[\frac{\partial L(y_i, F(x))}{\partial F(x)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)}, i = \overline{1, n} \quad (2.7)$$

3. Функціональну залежність можна описати як $h_m(x) : \{(x_i, r_{im})\}_{i=1}^n$.

Вирішуючи одновимірну оптимізаційну задачу відбувається оцінка мультиплікатора:

$$\gamma_m = \arg \min_{\gamma} \sum_{i=1}^n L(y_i, F_{m-1}(x) + \gamma h_m(x_i)) \quad (2.8)$$

4. Проводиться градієнтний спуск:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x_i) \quad (2.9)$$

5. Після M кроків ітераційний спуск зупиняється, а сформована фінальна модель $F_M(x)$ має найкращі властивості.

Однією з відмінних особливостей LightGBM є його здатність ефективно навчатися на великих наборах даних та підтримувати високу швидкість виконання завдяки двох нових методів: односторонньої вибірки на основі градієнта (Gradient-Based One-Side Sampling, GOSS) та метод зменшення ефективного набору факторів (Exclusive Feature Bundling, EFB). Така ефективність LightGBM є особливо важливою при розробці СППР, адже надає змогу вибудувати підхід до тренування великої кількості моделей для кожного об'єкту мережі з врахуванням індивідуального характеру впливу зовнішніх факторів.

3. Штучні нейронні мережі. Використання нейронних мереж надає додаткові можливості для ефективного моделювання часових рядів. Серед найбільш результативних алгоритмів – рекурентні нейронні мережі (РНМ), що розроблені для обробки послідовних або часових рядів даних покроково, зберігаючи прихований стан, який фіксує інформацію про попередні часові кроки [7]. На кожному кроці часу РНМ бере поточний вхід і прихований стан з попереднього кроку, щоб отримати вихідні дані та оновити прихований стан (рис. 2.1).

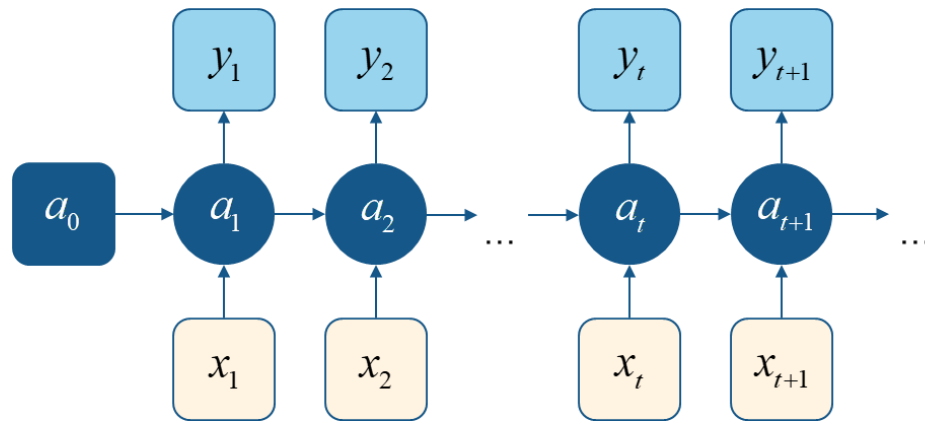


Рис. 2.1. Архітектура класичної рекурентної нейронної мережі

Джерело: адаптовано автором на основі [7].

Базова архітектура РНМ складається з вхідних вузлів, прихованих вузлів і вихідних вузлів. РНМ мають з'єднання, які утворюють цикл, що дає змогу передавати інформацію від одного кроку послідовності до наступного. Для кожного кроку t , активація a_t та вихідний вектор y_t можна описати наступним чином:

$$\begin{aligned} a_t &= g_1(W_{aa}a_{t-1} + W_{ax}x_t + b_a) \\ y_t &= g_2(W_{ya}a_t + b_y) \end{aligned} \quad (2.10)$$

де W_{ax}, W_{aa}, W_{ya} – матриці ваг для вхідних, прихованих та вихідних вузлів відповідно, b_a, b_y – вектори зміщення для прихованих та вихідних шарів, g_1, g_2 – функції активації. РНМ навчаються за допомогою зворотного поширення помилки в часі (Backpropagation through time) [7]:

$$\frac{\partial L_T}{\partial W} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial L_T}{\partial W} \Big|_t \quad L(\hat{y}, y) = \sum_{t=1}^{T_y} L(\hat{y}_t, y_t) \quad (2.11)$$

де в кожній часовій точці відбувається корегування, що обчислюється для вузла наступного рівня методом зворотного поширення помилки шляхом оцінки похідної функції втрат L відносно матриці ваг W .

Класичні РНМ можуть мати проблеми із захопленням довгострокових залежностей у послідовних даних. Проте існують два типи архітектурних рішень РНМ, що призначені для вирішення цієї проблеми шляхом включення механізмів для вибіркового запам'ятовування та забування інформації протягом більш

тривалого періоду часу: довга короткочасна пам'ять (Long Short-Term Memory, LSTM) і вентиляльні рекурентні вузли (Gated Recurrent Unit, GRU).

LSTM використовують пам'ятну комірку з механізмом вентиля, який надає змогу зберігати та отримувати інформацію на тривалий час, що робить їх більш ефективними для роботи з довгостроковими залежностями. GRU також мають механізм вентиля, проте спрощену порівняно з LSTM архітектуру, з одним вентиляем скидання та оновлення. Серед інших переваг LSTM та GRU – менший час обробки даних, а також менша схильність до проблем зникаючих та експоненційних градієнтів, що робить їх більш стабільним для навчання.

Для пошуку оптимальної моделі прогнозування часових рядів в рамках побудови СППР варто розглядати усі три варіанти архітектури ШНМ в залежності від бажаних результатів: РНМ для часових рядів, що мають просту структуру та невелику кількість довгострокових залежностей, LSTM для більш комплексних рішень з необмеженими обчислювальними ресурсами, та GRU для ефективного рішення на основі спрощеної архітектури.

Серед інших підходів до застосування ШНМ для моделювання часових рядів можна виділити алгоритм тимчасових згорткових нейронних мереж (Temporal Convolutional Neural Networks, TCNN), що включає часові згортки для захоплення та обробки послідовних патернів часових рядів. TCNN дають змогу вирішити деякі обмеження описаних вище ШНМ, надаючи переваги у відношенні до розміру рецептивного поля, стійкості градієнтів та паралелізму [113]. TCNN надають змогу паралельно обробляти вхідні послідовності як під час навчання, так і під час оцінювання. На відміну від РНМ, де передбачення для наступних часових кроків залежить від попередніх вузлів, TCNN можуть цілісно обробляти довгі вхідні послідовності. Серед інших переваг TCNN можна відзначити можливість використовувати менше пам'яті під час навчання порівняно з LSTM і GRU [11]. Під час тестування РНМ потрібно лише підтримувати прихований шар і приймати поточні вхідні дані, відкидаючи повну історичну послідовність. На відміну від цього, TCNN повинні обробляти

послідовність до ефективної довжини історії, потенційно вимагаючи більше пам'яті під час процесу оцінювання.

Для порівняння в дослідження була також включена модель нейронної ієрархічної інтерполяції для часових рядів (Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting, N-HiTS), яка поєднує багаторівневу дискретизацію вхідних даних та методи ієрархічної інтерполяції для покращення довгострокових прогнозів часових рядів. N-HiTS використовує локальні нелінійні проєкції на базисні функції в кількох блоках. Кожен блок, організований у стеки, складається з моделі багатопшарового перцептрона (Multilayer Perceptron, MLP), який генерує коефіцієнти для ретроспективних і прогнозних результатів [17]. Серед недоліків моделі варто визначити досить повільне навчання, що є суттєвим фактором для вибору алгоритму при автоматизації роботи СППР, проте дана архітектура надає змогу отримати дуже точні результати для певного класу часових рядів за допомогою ієрархічної інтерполяції.

4. Синтез алгоритмів декомпозиції часових рядів і нейронних мереж.

Динаміка замовлень у продуктовому ритейлі часто демонструє регулярні та передбачувані закономірності, які відбуваються через фіксовані проміжки часу протягом року. Ці моделі можуть бути пов'язані з сезонними подіями, такими як свята, зміни погоди чи іншими факторами, які впливають на поведінку споживачів. Щоб вирішити цю проблему автоматизовано, Facebook розробив інструмент прогнозування часових рядів під назвою Prophet, що використовує модель декомпозиції часового ряду з трьома основними компонентами: компонентом неперіодичного тренду g_t , компонентом сезонності s_t (тижнева, місячна, річна періодичність), компонентом ефекту свят h_t та додатковими регресорами r_t [73]:

$$y_t = g_t + s_t + h_t + r_t + e_t \quad (2.12)$$

Для моделювання сезонності може використовуватися адитивний підхід чи мультиплікативний підхід в комбінації з логарифмічною трансформацією для

ідентифікації значення компонентів. Неперіодичний компонент тренду моделюється за допомогою модифікованої логістичної моделі росту у формі:

$$g_t = \frac{c_t}{1 + e^{-(\beta + \delta \cdot \alpha_t^T)(t - (m + \gamma \cdot \alpha_t^T))}} \quad (2.13)$$

Граничне значення c_t не є постійним, такий функціонал є особливо зручним при моделюванні відвідуваності магазину, що може залежати від розвитку інфраструктури, розширення забудови житлових комплексів чи зростання доходів населення. Темп зростання $\tilde{\beta}$ також може змінюватися з часом, оскільки магазин може бути переобладнаний, або деякі конкуренти можуть покинути локальний ринок, різко прискорюючи зростання продажів через перерозподіл трафіку. Для врахування таких подій в моделі враховані точки зміни α_t в яких відбувається значна зміна нахилу тренду, що відображається у змінному коефіцієнті зростання $\tilde{\beta} = \beta + \delta \cdot \alpha_t^T$ для опису тенденцій у історичних даних. Постійний темп зростання за період до точки зміни описується параметром β , а $\delta \cdot \alpha_t^T$ відповідає зсуву динаміки зростання, де α_t^T є бінарним оператором для опису подій, що стимулюють прискорення чи уповільнення зростання на рівні $\delta \in \mathbb{R}$. Бінарний оператор для подій часу можна описати вектором:

$$\alpha_i = \begin{cases} 1, & t \geq \tau_i \\ 0, & t < \tau_i \end{cases}, i = \overline{1, n} \quad (2.14)$$

Як результат після i точки зміни тренду, коефіцієнт зростання корегується до рівня $\beta + \sum_{i: t \leq \tau_i} \delta_i$. В точці корегування коефіцієнту зростання, параметр зсуву $m + \gamma \cdot \alpha_t^T$ можна описати наступною формулою:

$$\gamma_i = \left(s_i - m - \sum_{l < i} \gamma_l \right) \left(1 - \frac{\beta + \sum_{l < i} \delta_l}{\beta + \sum_{l \leq i} \delta_l} \right) \quad (2.15)$$

Трендова модель, що була описана вище, може ефективно апроксимувати тенденції історичних даних, однак може зробити неправильну екстраполяцію майбутніх періодів у разі навчання на невеликих вибірках. Такий ризик

зменшується шляхом моделювання майбутніх точок змін тренду у відповідності до історичної середньої частоти їх появи.

Як було вказано раніше динаміка продажів продуктивних роздрібних магазинів має ряд мульти-періодних сезонностей. Найефективнішим способом створення гнучкої моделі для періодичних ефектів є розкладання сезонності у вигляді рядів Фур'є без вільного члена [74]:

$$s_t = \sum_{n=1}^N (a_n \cos(2\pi nt) + b_n \sin(2\pi nt)) \quad (2.16)$$

Сезонний компонент можна трансформувати у форму:

$$s_t = X_t \beta^T \quad (2.17)$$

де $X_t = [\cos(2\pi nt), \dots, \sin(2\pi Nt)]$ – матриця сезонностей для кожного періоду t , а $\beta = [a_1, b_1, \dots, a_N, b_N]$ – вектор параметрів. Критерій АІС використовується для вибору оптимальних параметрів.

Третій компонент, що має безпосередній вплив на продажі магазину – це шоки святкових періодів, які іноді не мають періодичної закономірності (наприклад, Великдень, локальні події), або, навпаки, легко ідентифікуються (Новий рік, Різдво). Підхід до моделювання ефекту святкових періодів схожий на ідентифікацію компоненту сезонності:

$$h_t = Z_t \kappa^T \quad (2.18)$$

де Z_t – бінарна матриця святкових подій для кожного періоду t , а κ – вектор параметрів. Ефект святкового періоду включає також вікно до та після свята і оцінка може мати протилежний вплив в залежності від характеру події. Зокрема для Великодня характерний ріст продажів за 2-3 дні до свята, і значне скорочення трафіку безпосередньо у Великодню неділю та наступні два дні. Рівень впливу кожного свята коливається в залежності від звичок та традицій кожного регіону України.

В 2021-му році Facebook також представив алгоритм NeuralProphet [177], який використовує архітектуру нейронної мережі для моделювання даних часових рядів. Зокрема, у ньому використовується багаторівнева мережа

прямого зв'язку, що включає як повністю з'єднані рівні, так і рекурентні блоки (GRU). Це дає змогу фіксувати більш комплексні та нелінійні патерни в даних і розширює можливості алгоритму за рахунок інкорпорації регресорів з лагами та з майбутніми періодами, а також дає можливість налаштовувати нестандартні функції втрат для навчання моделі. Крім того, оновлений метод надає змогу включати лагові значення не тільки для коваріат, а й для прогнозованого часового ряду, що корисно для фіксації впливу автокореляції:

$$y_t = g_t + s_t + h_t + r_t + \boxed{AR_t + L_t} + e_t \quad (2.19)$$

де AR_t – вплив авторегресії, L_t – вплив лагових значень регресорів. В даній моделі авторегресійний вплив не відповідає класичній формі, що була раніше описана в формулі ARIMA (2.4), а використовує модифіковану форму AR-Net, що була описана в роботі О. Трібе, Н. Лаптева і Р. Раджагопала [176].

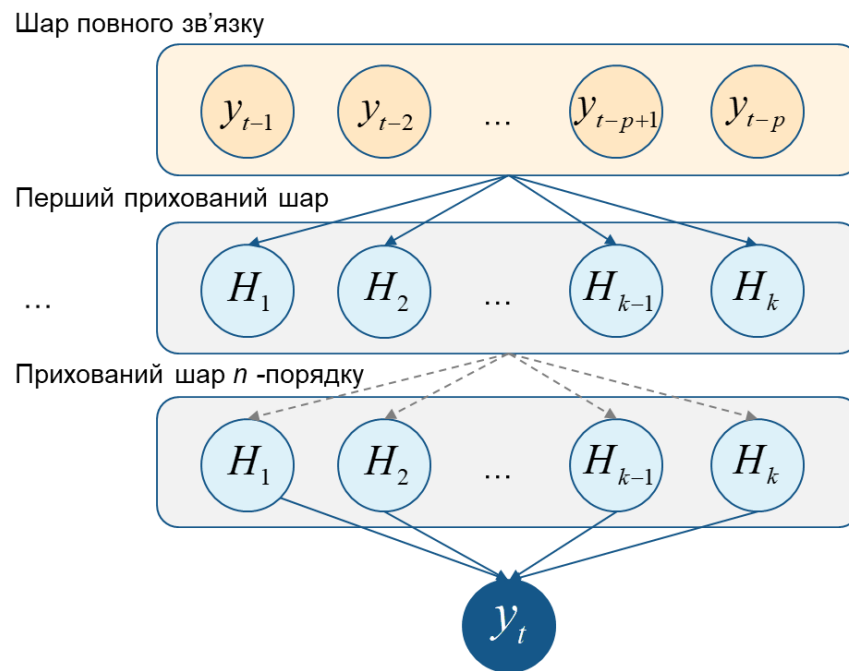


Рис. 2.2. Класична архітектура нейронної мережі AR-Net

Джерело: адаптовано автором на основі [176].

Компонент авторегресії в формі AR-Net може фіксувати нелінійні патерни в даних за допомогою повністю підключеної нейронної мережі із прихованими шарами (рис. 2.2). Налаштувавши кількість і розмір прихованих шарів, модель може підвищити точність прогнозів. Однак це відбувається за рахунок втрати можливостей повної інтерпретації моделі, оскільки стає важко безпосередньо

кількісно визначити вплив певного минулого спостереження на конкретний прогноз. Натомість залишається можливість лише оцінити відносну значущість минулого спостереження для всіх прогнозів, порівнюючи суми абсолютних ваг першого шару для кожної вхідної позиції [177].

У якості вхідних даних для першого прихованого шару використовується p останніх спостережень. Після кожного прихованого шару, логіти ШНМ обробляються функцією активації g_a і передаються на вхід до наступного прихованого шару нейронів i . Для n прихованих шарів розміру k послідовність формування фінального впливу на прогноз можна представити наступним чином:

$$\begin{aligned} a_i &= g_a(W_i a_{i-1} + b_i) | a_0 = (y_{t-1}, \dots, y_{t-p}), i = \overline{1, n} \\ y &= W_{k+1} a_k \end{aligned} \quad (2.20)$$

Модель проходить навчання за допомогою комбінації методів зворотного поширення та градієнтного спуску, оптимізуючи вагові коефіцієнти та коефіцієнти зміщення. NeuralProphet надає кілька переваг для застосування на часових рядах метрик продуктового ритейлу, серед них можливість ефективно обробляти дані з нерегулярною вибіркою, моделювати одночасно вплив кількох періодичних коливань сезонності (протягом дня, тижня, місяця, року), що надає змогу вловлювати приховані та складні сезонні моделі, та автоматично виявляти точки змін тренду і керувати ними в базовому процесі генерації даних, забезпечуючи адаптивність до зрушень або переходів у часових рядах.

Розглянуті класи моделей, серед яких класичні методи моделювання часових рядів, регресійні моделі машинного навчання, глибоке навчання за допомогою ШНМ часто використовуються саме для прогнозування часових рядів, і їх основні архітектурні властивості розроблялись саме для такої задачі. У даному дослідженні весь перелік моделей використовується для побудови автономної системи прогнозування, що є одним з компонентів системи підтримки прийняття операційних рішень щодо оптимального формування графіків для ресурсного забезпечення. Підхід та результати застосування будуть

більш детально описані в підрозділі 3.1. Серед інших напрямків застосування методів моделювання часових рядів у продуктовому ритейлі варто виділити:

- **Виявлення аномалій:** очищення даних від спостережень, що не мають повторювального і передбачуваного характеру впливу як обстріли чи заходи безпеки за інформацією про замінування ТРЦ;
- **Розпізнавання патернів сезонності:** виявлення повторюваних тенденцій протягом дня, тижня, року для більш ефективного планування чи корегування впливу внутрішніх ініціатив при складанні синтетичної контрольної групи, що має індивідуальні ознаки сезонності [151];
- **Вимірювання впливу екзогенних факторів:** серед таких факторів варто відмітити вплив відкриття конкурентів, реконструкції, вплив COVID-19 [21], відключень світла та повітряних тривог на поведінку користувачів.

Розглянемо як за допомогою сучасного підходу NeuralProphet в комбінації з методами виявлення аномалій на основі кластеризації можна ідентифікувати вплив екзогенного фактору, на прикладі впливу COVID-19 на динаміку продажів продуктового ритейлера. Варто відмітити, що вплив кризи на нециклічні галузі, такі як ритейл, оцінити нелегко. Стійкість компаній на ринку продуктового ритейлу сильно залежить від гнучкості, мультиформатності бізнес-моделі та схильності до інновацій. Для конкретних гравців ринку кризовий період став вікном можливостей для збільшення частки ринку. Як зазначалось в підрозділі 1.3, для продуктового ритейлу в Україні пандемія COVID-19 вплинула на прискорення переходу від традиційних каналів продажів до електронної комерції та призвела до неочікуваного різкого зростання популярності офлайн форматів «біля дому» та дискаунтерів. Оцінити вплив пандемії COVID-19 на розвиток ринку в Україні є досить складним завданням, адже він демонструє високий рівень різноманітності, а на рівні кожної області триває конкуренція між локальними гравцями, які створюють індивідуальну пропозицію, спираючись на купівельну спроможність місцевого населення, і національними мережами супермаркетів із більш значними інвестиційними ресурсами та новим персоніфікованим досвідом.

Варто зазначити, що COVID-19 став причиною запровадження різних форм карантину. З початком пандемії по всій Україні були запроваджені обмежувальні заходи в громадському транспорті, відвідування закладів харчування, розважальних заходів, торгових-розважальних центрів, а 22 липня 2020-го року в Україні запровадили адаптивний карантин [233]. Такі заходи профілактики та контролю COVID-19 визначають відповідні географічні зони залежно від рівня поширення пандемії (додаток А). Після аналізу можливих підходів до вибору періоду впливу введення карантинних заходів для забезпечення гомогенності оцінок було прийнято рішення щодо використання періодів Всеукраїнського карантину [234] та адаптивного карантину у періоди для міст, що були внесені у «червону зону». За результатами коваріаційного аналізу інші формати обмежень не передбачають достатніх періодів для припущення, що їхні оцінки впливу є стійкими.

Для оцінки впливу COVID-19 використовувався часовий ряд щоденних продажів в розрізі кожного магазину за період з 1 січня 2018-го року по 31 березня 2021-го року. Для цього були використані дані шести національних мереж продуктових супермаркетів, що представляють різні формати: міні-маркети, магазини біля дому (convenience stores), м'які дискаунтери, супермаркети, преміум-маркети та гіпермаркети. Роздрібні формати магазинів були класифіковані за набором ознак: розміром, типом розташування, асортиментом і ціновим кластером (табл. 2.1).

Стійкість мережі продуктового ритейлу до COVID-19 зумовлена здатністю до швидкої трансформації та високою диверсифікацією форматів роздрібногo ритейлу в рамках однієї компанії. Однак на рівні кожного окремого магазину існує низка специфічних ендогенних та екзогенних факторів, що можуть мати абсолютно різний вплив на динаміку трафіку та відповідно виручки під час карантину. Ендогенні фактори можна описати драйверами сервісу: операційною ефективністю персоналу та ad-hoc показниками доступності асортименту (метрики рівня «Out-of-Stock» і «Out-of-Shelf»), які безпосередньо впливають на задоволеність відвідувачів магазину (метрики CIS та NPS).

Формати продуктового ритейлу, що представлені в Україні

Формат	Розмір торгового залу	Тип розташування	Асортимент	Ціновий кластер	Представники ринку
Міні-маркет	0 – 150 м ²	Магазин біля дому чи транспортної інфраструктури	Обмежений асортимент, фокус на окремій продуктивній категорії	Низький – Вище середнього	Коло, Foodpod, Рукавичка, Сім23
М'який дискаунтер	150 – 500 м ²	Спальний район, Магазин біля дому	Вузький, спеціалізований: 2 000 – 5 000 SKU	Низький, фокус на Private Label	АТБ, Thrash!
Магазин біля дому (Convenience)	200 – 800 м ²	Магазин біля дому	Вузький: 3 000 – 10 000 SKU	Середній – Вище середнього	Фора, АТБ, Thrash!, Наш Край
Супермаркет	600 – 5 000 м ²	ТРЦ (destination stores) або придорожня трафікова локація	Широкий (Full fresh line): 8 000 – 30 000 SKU	Середній – Високий	Сільпо, Novus, VK Group, Varus, Таврія В
Преміальний магазин	600 – 5 000 м ²	ТРЦ (destination stores) або центр міста	Широкий (деколи спеціалізований): 8 000 – 30 000 SKU	Високий	Сільпо, Good Wine
Гіпермаркет	3 000+ м ²	Придорожня трафікова локація (destination stores), деколи ТРЦ	Широкий: 20 000 – 60 000 SKU	Середній	Fozzy Cash & Carry, Auchan, Metro

Джерело: побудовано автором на основі [201].

Проте екзогенні фактори можуть мати навіть вищий вплив. До числа найбільш впливових можна віднести наступні фактори: сезонність продажів протягом дня, тижня, місяця, року, стадія циклу зростання магазину, погодні умови. Сезонність певною мірою пояснюється особливостями розташування магазинів: регіональною структурою (піковий обсяг продажів без врахування святкових періодів у південному регіоні та передмістях влітку, та у великих містах і на заході країни взимку), наявністю в радіусі розташування об'єктів інфраструктури, а також БЦ, ТРЦ та інших розважальних закладів. Серед інших факторів, що можуть описувати ефект зовнішніх факторів можуть бути параметри доступності магазину (формат магазину «біля дому» чи «destination store»), купівельної спроможності населення в радіусі локації (середня вартість квадратного метру нерухомості та кількість квартир за класами житла).

Щоб максимально точно визначити вплив впровадження жорстких карантинних обмежень, було реалізовано декілька трансформацій: очищення даних від аномалій та сезонна декомпозиція динаміки продажів.

1. Щоб уникнути врахування днів, коли магазини були повністю закриті або постраждали від непередбачених і несистематичних подій (періоди реконструкцій чи часткових ремонтів, закриття торгових центрів або метро через підозру на мінування, закриття доріг на ремонт), дані були очищені від викидів (рис. 2.3). Для досягнення поставленої мети було використано низку методів ідентифікації аномалій на основі кластеризації [106]:

- *k*-Nearest Neighbors Detector: для кожного спостереження відстань до *k*-го найближчого сусіда сигналізує про можливу оцінку аномалії;
- Isolation Forest: виконання розділення даних у формі набору дерев дає змогу перевірити наскільки ізольованим є спостереження в структурі;

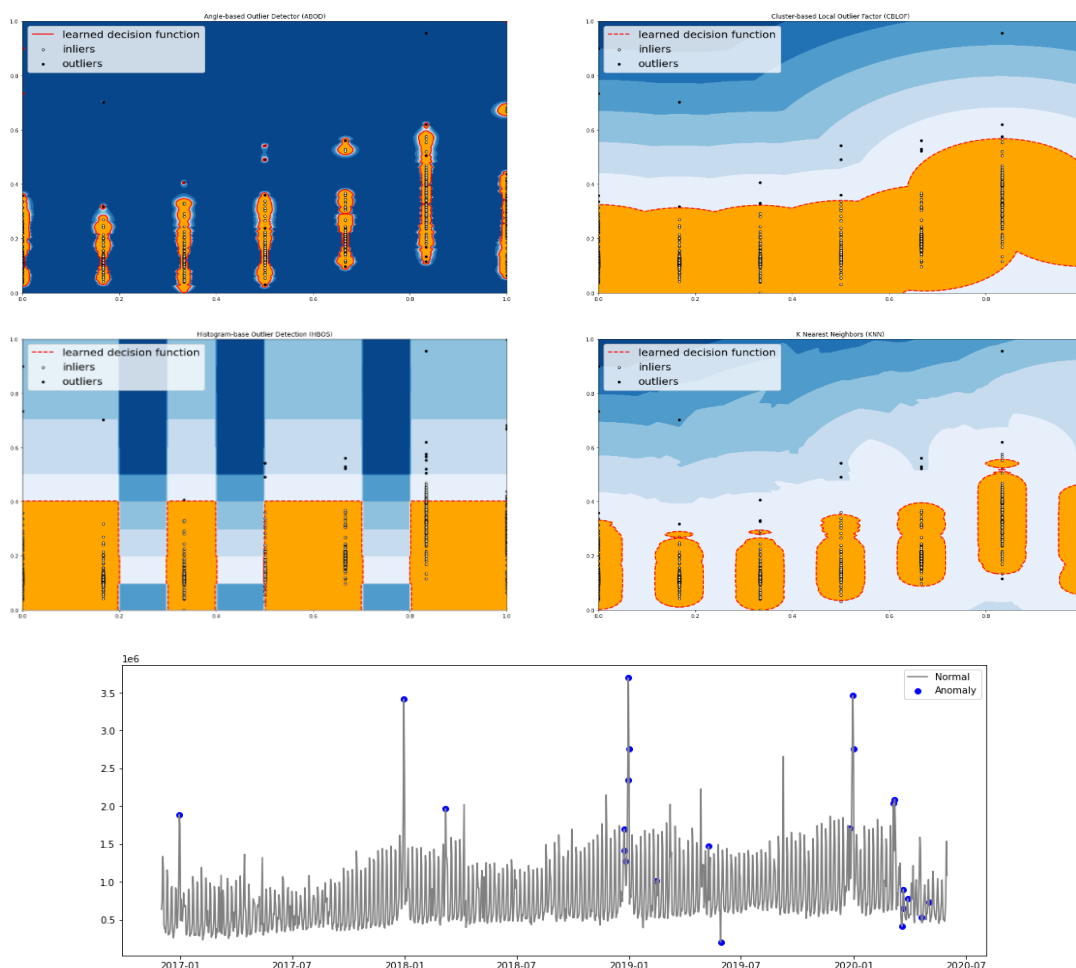


Рис. 2.3. Ідентифікація аномалій за допомогою методів кластеризації
Джерело: побудовано автором за використання бібліотеки PyOD [198].

- Angle-Based Outlier Detection (ABOD): зв'язок між кожним спостереженням і його сусідом у формі дисперсії його зважених балів косинуса допомагає виявити викид;

- Histogram-based Outlier Detection: отримання оцінки викидів шляхом побудови гістограм;
- Local Correlation Integral (LOCI): ідентифікація аномалій на основі кластерів, їхніх діаметрів і відстаней між кластерами.

Оцінки ймовірності аномалій п'яти моделей (рис. 2.3) об'єднані в ансамбль для отримання зваженої ймовірності, що спостереження є викидом. Після перевірки, що спостереження аномалії не лежить на горизонті свят або періодів карантину, дані були очищені. Використовуючи алгоритм Prophet точки будуть заповнені незміщеними оцінками.

2. Для очищення оцінки ефекту від значних сезонних впливів, святкових періодів і значних зсувів тренду, було використано метод сезонної декомпозиції часових рядів на основі алгоритму Prophet. Результат декомпозиції надає змогу виміряти чистий вплив карантинних заходів щодо профілактики поширення COVID-19 на продажі окремого магазину. Приклад візуалізації декомпозиції часового ряду продажів на компоненти тренду, річної, місячної та тижневої сезонності, впливу святкових періодів та регресора представлено на рис. 2.4.

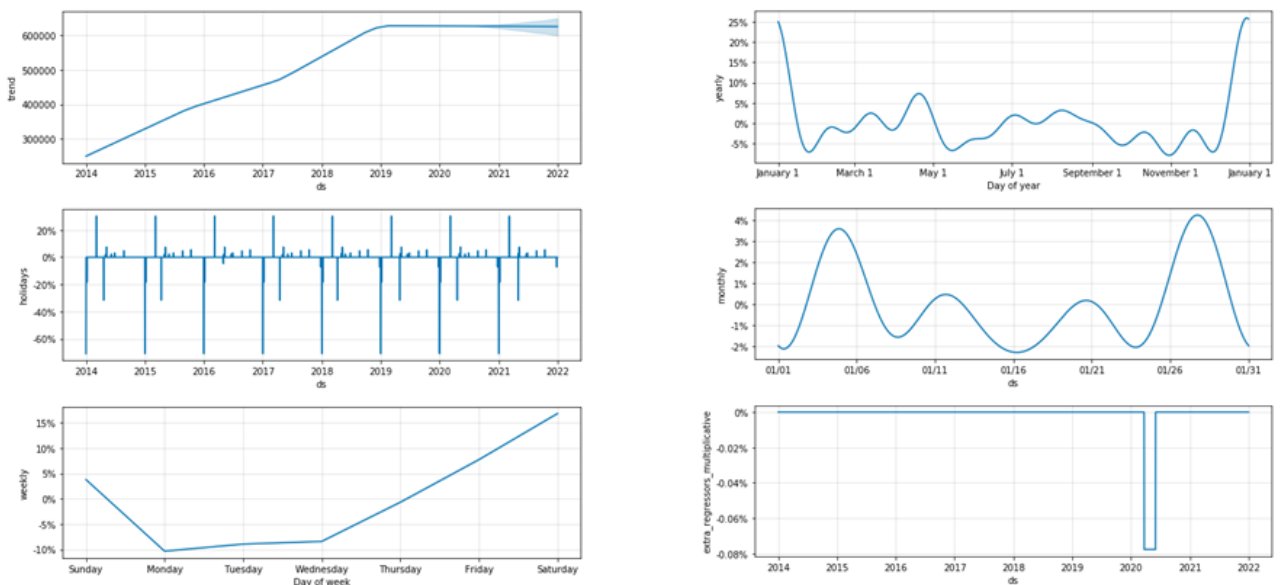


Рис. 2.4. Приклад сезонної декомпозиції часового ряду продажів магазину

Джерело: побудовано автором за використання бібліотеки fbprophet [172].

Для вибору параметрів моделі та мінімізації кореня середньоквадратичної похибки (Root Mean Squared Error, RMSE) як цільової метрики був використаний

підхід L-BFGS, найбільш поширений серед класу квазіньютонівських методів [16]. Крос-валідація методом k -fold адаптована для часових рядів використовувалася для налаштування гіперпараметрів моделі, таких як вагові коефіцієнти апріорних знань щодо ідентифікації точок зміни тренду, сезонності і впливу святкових періодів, вибору типу моделі (мультиплікативна чи адитивна). Більш детально підхід до формування крос-валідації описаний в підрозділі 3.1.

Створення сітки значень параметрів (Grid Search) та застосування паралельного обчислення для різних значень критерію відрізання (Cutoffs) допомогло визначити оптимальну модель для кожного об'єкту мережі. Найкраща архітектура моделей оцінювалися на основі RMSE на впорядкованій випадковій вибірці, що становила 15% від усіх історичних спостережень на рівні магазину.

Навчання моделі дало результат 14,3% за метрикою MAPE на тестовому наборі даних для всіх 586 магазинів. Приклад результатів прогнозування для одного з магазинів представлені на рисунку 2.5. Як можна помітити для обраного об'єкту характерні значні сезонні коливання, а з 2014-го року можна помітити три основні періоди зміни тренду і виходу на стабільний рівень продажів.

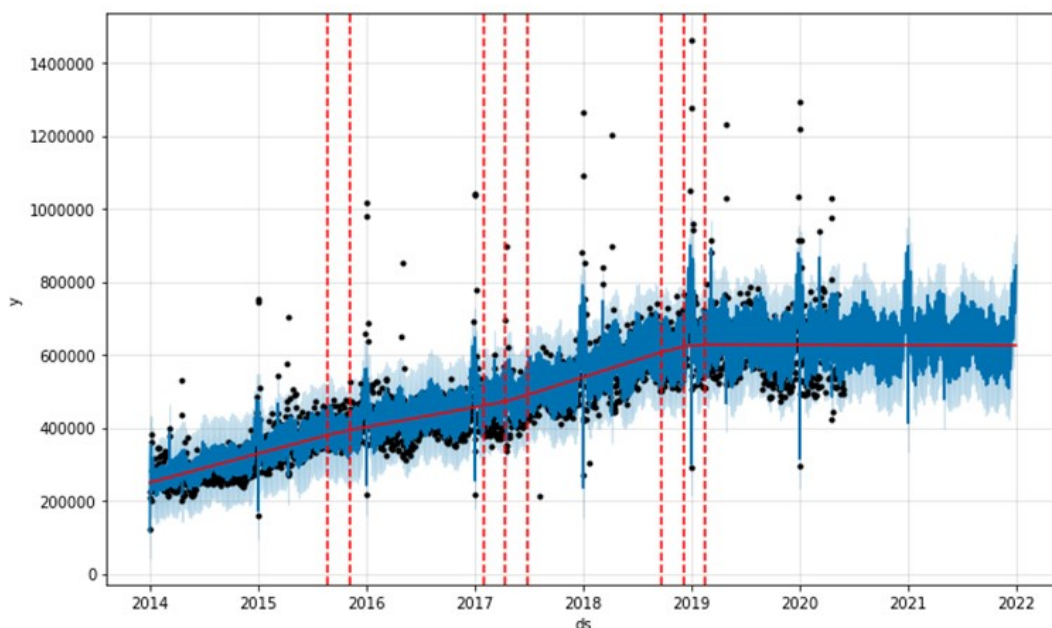


Рис. 2.5. Приклад прогнозування динаміки продажів одного з супермаркетів
Джерело: побудовано автором за використання бібліотеки *fbprophet* [172].

На основі результатів декомпозиції та оцінки ефекту карантинних заходів на рівні кожного магазину було виявлено, що магазини формату міні-маркети, дискаунтери, «магазини біля дому» (convenience store) та преміум-маркети були достатньо гнучкими, щоб адаптуватися та отримати додаткові вигоди від зростання середнього чека (рис. 2.6). Але цього не можна сказати про мережі супермаркетів, які зазнали значних збитків через зменшення трафіку на своїх локаціях. Позитивний вплив на міні-маркети та «магазини біля дому» можна пояснити скороченням повсякденних переміщень споживачів. Для певної категорії населення набагато ефективніше використовувати найближчі торгові точки для придбання товарів першої необхідності або спеціалізовані магазини для певного асортименту. Для міні-маркетів основним рушієм зростання продажів під час пандемії COVID-19 є збільшення частоти покупок, а для «магазинів біля дому» – середньої суми покупки; ефект зростає в прямій залежності від щільності населення в радіусі торгової точки.

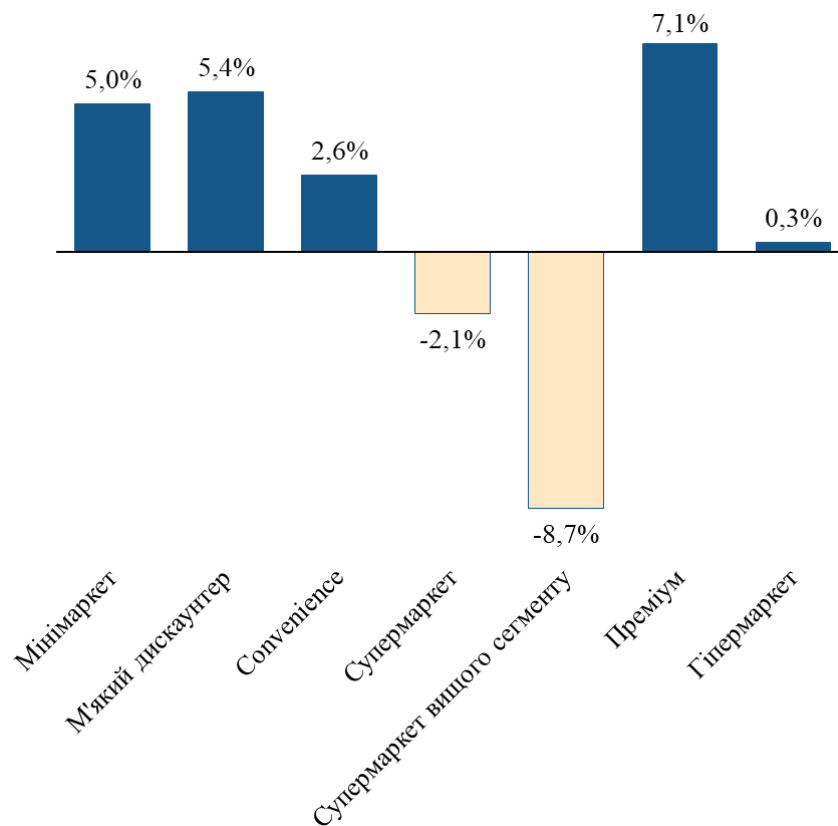


Рис. 2.6. Медіанний вплив COVID-19 на динаміку продажів магазинів, згрупованих за форматом

Джерело: розраховано автором за використання бібліотеки fbrprophet.

Для дискаунтерів зростання продажів під час пандемії зумовлене перерозподілом трафіку супермаркетів у бік дешевших акційних покупок із нижчою валовою маржою як реакція покупців на невизначеність рівня їхніх доходів і терміну завершення дії карантинних заходів щодо протидії COVID-19. Варто відзначити, що всі перераховані вище формати характеризуються значним зростанням середнього розміру покупки, що компенсує падіння трафіку. Для супермаркетів жорсткий локдаун призвів до значного зменшення трафіку порівняно з меншими форматами, однак це здебільшого пов'язано з традиційними пріоритетами розташування такого формату: центральні райони міста, торговельні чи бізнес-центри. Крім того, внаслідок запровадження карантину було заборонено відвідувати більшість розважальних центрів, що призвело до втрати значної частини трафіку, що не змогла компенсуватись значним зростанням середнього чеку. Для супермаркетів вищого сегменту ефект більш критичний, оскільки такі магазини розташовані в сучасних торгових центрах за містом із середньою площею 35 000 м². Взаємозв'язок впливу на продажі супермаркетів і розмір торгового центру, де вони розташовані, можна ідентифікувати за допомогою рисунку 2.7.

Преміальний сегмент має окрему лояльну цільову аудиторію. Карантинні заходи не особливо впливають на їхню купівельну спроможність і поведінкові характеристики як покупців преміального сегменту харчування. Страхування від можливого тривалого перебування вдома під час жорсткого локдауну та заміна ресторанного обслуговування призвели до значного зростання середнього кошика цільової аудиторії преміум-формату з невеликою втратою частоти відвідувань. Єдиним форматом, що залишився нейтральним до впливу карантинних заходів, можна визначити формат гіпермаркетів. На зміну представникам бізнесу сектора HoReCa, яким довелося скорочувати обсяги закупівель, прийшли покупці, які прийняли переваги та цінову вигоду такого формату, що також надає послуги самовивозу та доставки («Fozzy C&C», «Ашан», «Метро»). Згідно з дослідженням трафік споживачів змістився із сегменту супермаркетів в сторону таких форматів, як міні-маркет, дискаунтер,

«магазини біля дому», проте вихід з карантину продемонстрував, що дана тенденція не є стійкою.

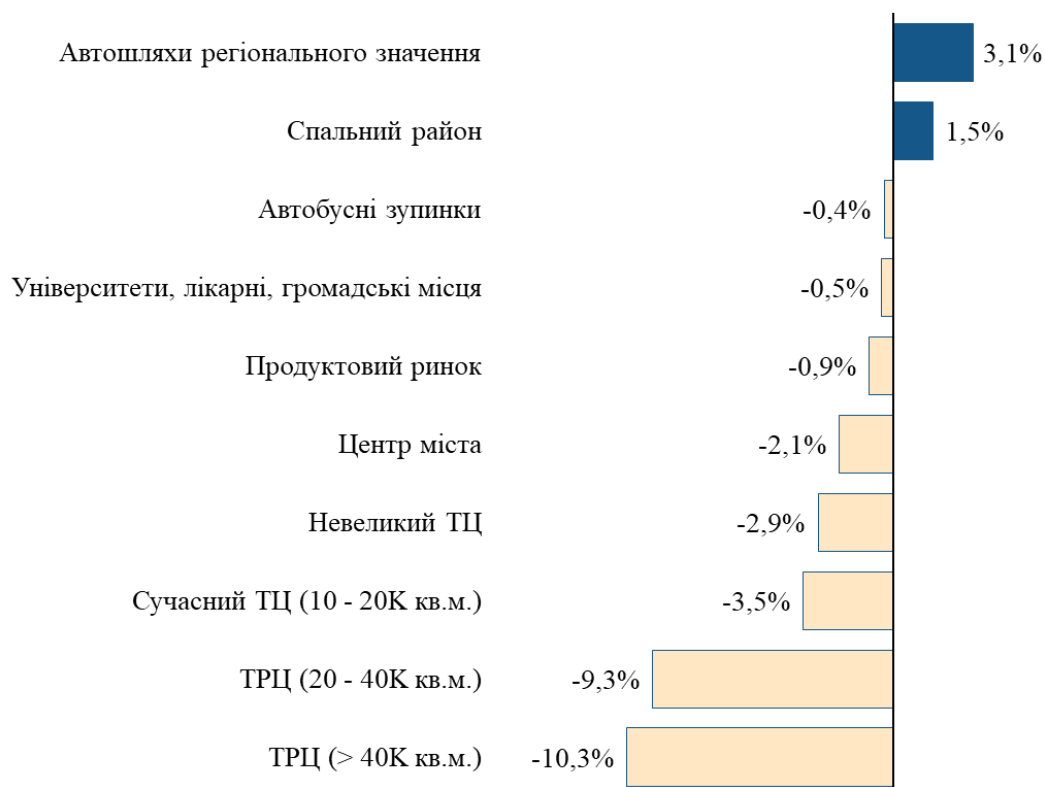


Рис. 2.7. Медіанний вплив COVID-19 на динаміку продажів магазинів, згрупованих за параметрами розташування

Джерело: розраховано автором за використання бібліотеки fbprophet.

Таким чином використання методів прогнозування часових рядів надає змогу оцінити ефект від впровадження карантинних заходів в Україні на різні формати мереж продуктового ритейлу та підтвердити соціальні дослідження та тенденції щодо вибору більш стійких форматів торгівлі, що були описані в підрозділі 1.3.

2.2. Концептуальний підхід до оцінювання доцільності прийняття інвестиційного проєкту за допомогою методів машинного навчання

Згідно з дослідженням описаним в підрозділі 2.1, COVID-19 вплинув на зміну популярності форматів продуктового ритейлу, а в 1.3 вказується на значне падіння ROI від інвестицій в кожний додатковий квадратний метр фізичного простору традиційного магазину під впливом розвитку електронної комерції.

Все це обумовлює необхідність зміщення фокусу традиційних мереж на пошук нових форматів, а також більш ретельного аналізу шляхів органічного розвитку та ефективного управління інвестиційними грошовими потоками. У світі інвестицій прийняття обґрунтованих рішень має першочергове значення для успіху. Традиційно оцінка інвестиційних проєктів значною мірою покладається на фінансові припущення, які, незважаючи на ретельний розрахунок, за своєю суттю є суб'єктивними та чутливими до неточностей [242]. Фінансові припущення, включно з прогнозованими доходами, оцінками витрат і ринковими тенденціями, як правило, виводяться з історичних даних, аналізу ринку та думок експертів. Однак ці вхідні дані залежать від різноманітних факторів невизначеності, таких як економічні коливання, непередбачена динаміка ринку та несподівані зовнішні ефекти. Отже, традиційний підхід до оцінювання інвестиційних проєктів може виявитися недостатньо ефективним у забезпеченні комплексного та стійкого аналізу.

Зазвичай для оцінки інвестиційного проєкту в рамках традиційної функції корпоративних фінансів бізнесу необхідно побудувати фінансову модель, яка може включати прогноз доходу, валової маржинальності, витрат на фонд оплати праці та логістику, EBITDA, операційні грошові потоки, капітальні витрати, чистий оборотний капітал та інші фінансові метрики. Однак під час прийняття рішення щодо підписання договору оренди чи початок капітального будівництва в якості вхідних даних використовуються лише інформація щодо місцезнаходження магазину та історичні показники мережі.

Оцінки, засновані на історичних бенчмарках або опитуваннях керівництва, часто досить необ'єктивні, що може призвести до ряду помилок у разі низької точності прогнозу продажів чи дохідності потенційного торгового об'єкта [243]:

- неефективне планування асортименту (РАР): некоректне визначення широти покриття товарних категорій та глибини асортименту;
- закупівля надлишкового технологічного обладнання для власного виробництва та неоптимальний найм персоналу магазину;
- можливі втрати від надлишку швидкопсувної продукції («Over Stock»);

- завантаженість складу або високий рівень «Out-of-Shelf» (частка відсутності товару на полиці торгового залу).

Для уникнення помилок прийняття рішення і фінансових втрат, машинне навчання визначається як інструмент трансформації, що пропонує нову парадигму для підвищення точності та надійності оцінки інвестиційних проєктів. Машинне навчання запроваджує керувану даними й адаптивну методологію для вирішення проблем, пов'язаних із суб'єктивними фінансовими припущеннями. Використовуючи історичні дані та постійно вивчаючи нову інформацію, моделі машинного навчання можуть підвищити точність і об'єктивність фінансових прогнозів. Здатність розпізнавати закономірності, визначати приховані кореляції та адаптуватися до мінливих ринкових умов робить методи машинного навчання потужним інструментом у процесі прийняття інвестиційних рішень.

В рамках формування системи підтримки прийняття інвестиційних рішень у даному підрозділі пропонується концептуальний підхід щодо побудови моделі машинного навчання для прогнозування успіху відкриття продуктового магазину в момент прийняття рішення щодо фінансування проєкту на основі геопросторових даних і характеристик форми власності об'єкту.

Для оцінки успішності відкриття нового магазину використовується універсальна метрика інвестиційної привабливості проєкта, а саме внутрішня норма прибутку (IRR), щоб оцінити успішність відкриття нового магазину. IRR – це рівноважна ставка дисконтування, яка перетворює чисту поточну вартість усіх грошових потоків від імплементації проєкту на нульову:

$$NPV = \sum_{i=1}^n \frac{CF_i}{IRR} = 0 \quad (2.21)$$

де n – кількість періодів для оцінки інвестиційного проєкту, CF_i – грошовий потік від проєкту в період i . Щоб проєкт гарантовано приносив додаткову цінність компанії, внутрішня норма прибутку повинна перевищувати вартість

капіталу. Тому коректна і точна оцінка вартості капіталу стає одним із пріоритетів побудови адекватної моделі.

Відкриття будь-якого магазину враховується без можливості боргового фінансування, тому вартість залучення власного капіталу буде використовуватися як ставка дисконтування. Для оцінки вартості власного капіталу використовувалася модель оцінки капітальних активів (CAPM) [36] за формулою:

$$CoE = R_f + \beta(R_m - R_f) + CRP \quad (2.22)$$

де R_f – безризикова ставка доходності, R_m – очікуваний рівень доходності ринкового портфелю, β – коефіцієнт чутливості активу до ринкової динаміки, а CRP премія за інвестування в певну країну або премія за суверенний ризик. Для такої нестабільної економіки, як українська, для якої характерний високий ризик дефолту, коректна оцінка премії за ризик інвестування в країну формує найсуттєвіший вплив на граничну вартість власного капіталу. Існує ряд підходів до оцінювання премії за суверенний ризик [239]:

1. Базовий підхід це використання оцінки ризику на основі рейтингу країн (за ризиком дефолту) таких агентств як Standard & Poor's (S&P), Fitch IBCA, Moody's Investors Service. Рейтинговий показник відображає в собі ряд факторів таких як стабільність національної валюти, дефіцит бюджету, торговельний баланс чи політичну стабільність. На основі метрик усіх країн рейтинговий показник легко конвертується в спред дефолту [35]. Проте даний підхід має ряд недоліків: агентства не завжди агрегують повну інформацію про країну, перегляд рейтингу не є динамічним, часто спрацьовує з лагом і може не відображати точного рівня ризику країни в конкретний момент.

2. Оцінка шляхом використання ринкових показників, де в якості метрик найчастіше використовується:

- спред кредитного дефолтного свопу CDS (Credit Default Swap) шляхом порівняння 10-річного CDS країни, що оцінюється з 10-річним CDS США;

- спред 10-річних державних облігацій відносно безризикової ставки. Для облігацій номінованих у євро спред рахується відносно 10-річних облігацій Німеччини, а для доларових – відносно облігацій США.

3. Оцінка шляхом розрахунку коефіцієнта відносного ризику. В даному підході робиться припущення, що премія за ризик пропорційна відносній волатильності динаміки акцій у країні в порівняння з США:

$$CRP_{UA} = IMRP_{US} \cdot \sigma_{UA} / \sigma_{US} \quad (2.23)$$

де CRP_{UA} – премія за ризик України, $IMRP_{US}$ – премія за ризик США, σ_{US}, σ_{UA} – стандартні відхилення ринку США та України відповідно. Проте даний підхід не коректно застосовувати при порівнянні ринків, що мають різну структуру та рівень ліквідності.

4. Оцінка шляхом корегування CDS на відносну волатильність ринку акцій до облігацій (CDS):

$$CRP = CD-Spread \cdot \sigma_{equity} / \sigma_{bond} \quad (2.24)$$

де $\sigma_{equity}, \sigma_{bond}$ – стандартні відхилення ринку акцій та облігацій відповідно. Проте як для даного підходу, так і до попереднього важко знайти застосування у випадку країн, що розвиваються і мають низько розвинений ринок цінних паперів. Адже для них волатильність може бути неадекватно високою у зв'язку з низьким рівнем обсягу торгівельних операцій державними облігаціями [32].

5. Оцінка шляхом використання оберненої моделі дисконтування дивідендів Reverse-DDM (Dividend Discount Model). Даний підхід ефективний для високорозвинених ринків, де більшість компаній виплачують дивіденди та знаходяться на зрілому етапі розвитку:

$$CRP = \frac{Div_1}{Price_0} + g - R_f - IMRP_{US} \quad (2.25)$$

де Div_1 – очікуваний рівень дивідендів, g – очікуваний термінальний середньорічний тем зростання, $Price_0$ – значення композитного індексу фондового ринку (зокрема для США – S&P 500).

6. Оцінка шляхом використання оберненої моделі дисконтування грошових потоків Reverse – DCF (Discounted Cash Flow), який може застосовуватись і для країн, що розвиваються.

$$Price_0 = \sum_{i=1}^t \frac{CF_i}{(1+ERP)^t} + \frac{CF_t}{(ERP-g)(1+ERP)^t}$$

де t горизонт виходу на зрілий етап ринку, $ERP = R_f + IMRP_{US} + CRP$ – сукупний рівень ризикованості активів, CF_t – грошовий потік в період i . Підхід 5 і 6 дають більший реалістичний показник необхідної доходності для конкретного інвестора, проте потребують більшої кількості вхідних припущень [32].

Станом на 2022-ий рік до початку повномасштабного вторгнення в рамках дослідження було обрано рівномірно зважений показник за використання усіх підходів. Отриманий рівень вартості власного капіталу (CoE) склав 20,1%. Таким чином спираючись на отриманий граничний рівень доходності, для ідентифікації успішності проєкту метрику IRR можна перетворити у бінарну за правилом:

$$y_t = \begin{cases} 0, & \text{якщо } IRR \leq CoE(20,1\%) \\ 1, & \text{якщо } IRR > CoE(20,1\%) \end{cases} \quad (2.26)$$

Для побудови системи підтримки прийняття інвестиційних рішень для максимізації вигоди акціонерів, суб'єктів керування портфелем інвестицій компанії та зацікавлених сторін можна також виділити більшу кількість груп проєктів за очікуваним рівнем доходності. В контексті волатильності української економічної системи можна розділити проєкти, що виходять на бажаний рівень окупності за рівнем покриття ризику, розділяючи генеральну сукупність на три підгрупи:

$$y_t = \begin{cases} 0, & \text{якщо } IRR \leq CoE \\ 1, & \text{якщо } CoE \leq IRR \leq CoE + \sigma_r \\ 2, & \text{якщо } CoE + \sigma_r \leq IRR \end{cases} \quad (2.27)$$

Сформована змінна може використовуватись як цільова для задачі класифікації методами машинного навчання. Для пошуку найбільш ефективного підходу до передбачення успішності проєкту був сформований наступний перелік моделей машинного навчання: логіт-регресія, пробіт-регресія,

моделювання нейронних мереж, байєсівських мереж, дискримінантний аналіз, побудови дерева рішень за C5.0, метод k NN та градієнтний бустинг.

На основі сформованої трьохфазової змінної успішності інвестиційного проєкту можна побудувати впорядковану пробіт-модель. Ймовірність успішності проєкту за припущенням є функцією від вектору незалежних змінних. Модель побудована на регресійній функції латентних змінних вигляду:

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon \quad (2.28)$$

де x_i – матриця регресорів, β – вектор коефіцієнтів, що можна знайти методом максимальної правдоподібності, $\varepsilon \in N(\mu, \sigma^2)$ [156].

Ймовірності класифікаційних ознак або ж призначення інвестиційного проєкту до певного профілю доходності, розраховуються наступним чином:

$$\begin{aligned} \Pr(y_i = 0 | x_i, \beta) &= F(CoE - x_i' \beta) \\ \Pr(y_i = 1 | x_i, \beta) &= F(CoE + \sigma_r - x_i' \beta) - F(CoE - x_i' \beta) \\ \Pr(y_i = 2 | x_i, \beta) &= 1 - F(CoE + \sigma_r - x_i' \beta) \end{aligned} \quad (2.29)$$

Впорядковану пробіт-модель можна оцінювати за допомогою статистики:

$$Pseudo - R^2 = 1 - \frac{\log L}{\log L_0},$$

де $\log L$ – значення функції максимальної правдоподібності (ФМП) без обмежень, а $\log L_0$ – значення ФМП за умови обмежень: $\beta_1 = \dots = \beta_n = 0$. Аналогом є також перевірка гіпотези: $H_0 : \beta_1 = \dots = \beta_n = 0$, при якій розрахована статистика $LR = -2(\log L_0 - \log L)$ має розподіл χ^2 з степенем свободи, що відповідає кількості обмежень у гіпотезі.

Для трьохфазової змінної ефективно застосувати як альтернативу й множинну логістичну регресію [136]. Ймовірність потрапляння проєкту у відповідний профіль доходності за моделлю оцінюється наступним чином:

$$\begin{aligned} \Pr(y_i = k | x_i, \beta) &= \frac{e^{x_i' \beta_k}}{1 + e^{x_i' \beta_1} + e^{x_i' \beta_2}}, \quad k \in \{1, 2\} \\ \Pr(y_i = 0 | x_i, \beta) &= 1 - \sum_{k=1}^2 \Pr(y_i = k | x_i, \beta) \end{aligned} \quad (2.30)$$

Логістична регресія ефективна при роботі з високорозмірними наборами даних та з великою кількістю вхідних факторів. Вона може використовувати велику кількість змінних без перенавчання і є ефективним алгоритмом з точки зору часу на пошук оптимальних параметрів. Проте у порівнянні з пробіт-моделлю є більш чутливою до викидів.

В ситуаціях, коли вхідні змінні сильно корелюють, множинний дискримінантний аналіз (МДА) може забезпечити ефективну оцінку. Він враховує загальну структуру коваріацій в даних і визначає найбільш дискримінативні ознаки, навіть при наявності мультиколінеарності. МДА спрямований на знаходження лінійних комбінацій змінних, які максимізують відношення міжкласової дисперсії до внутрішньокласової дисперсії. Алгоритм також достатньо результативний для вибірок невеликого розміру.

МДА для трирівневої змінної доходності описується ймовірнісною класифікаційною функцією, що має вигляд:

$$\Pr(y_i = k | x_i) = \frac{\varphi_k(x_i) p_i(k)}{\sum_{i \in \{0,1,2\}} \varphi_i(x_i) p_i(i)}, \quad k \in \{0,1,2\}, \quad (2.31)$$

де $p_i(k)$ – апіорні ймовірності потрапляння проєкту в k профіль доходності, а $\varphi_k(x_i)$ – щільність розподілу ймовірності для даних x_i за профілю k .

Для класифікації інвестиційних проєктів також можна застосувати нейронні мережі. В архітектурі моделі персептрону кожний нейрон отримує сигнал, що надходить до нього від взаємопов'язаних нейронів та виконує типову операцію – змінює свої параметри, так звані синаптичні ваги за допомогою нелінійного перетворення [216]. Для навчання персептрону використовують дані множини спостережень x_i – подають по одному на вхід і змінюють ваги нейрона доти, поки не буде забезпечено необхідний вихід y_j (рис. 2.8).

Для пошуку оптимальної архітектури моделі потрібно задати функцію втрат і змінювати структуру мережі для її мінімізації. Для заданої задачі класифікації використовується модель, що містить один прихований шар, що

складається з трьох персептронів. Кожний з таких нейронів обробляє вхідні дані через функцію гіперболічного тангенса:

$$H_j = \frac{e^{x\gamma_j} - 1}{e^{x\gamma_j} + 1}, \quad j \in \{0,1,2\} \quad (2.32)$$

де x – вектор незалежних змінних, γ_j – вектор нейро-специфічних коефіцієнтів [136]. Три нейронні сигнали H_1, H_2, H_3 переходять до фінальної обробки класифікаційних станів. Сама обробку можна описати як процес агрегування нейронних сигналів у лінійні функції, що репрезентують специфічні стани (профілі проєктів):

$$\theta_k = \beta_{k0} + \beta_{k1}H_1 + \beta_{k2}H_2 + \beta_{k3}H_3, \quad k \in \{1,2\} \quad (2.33)$$

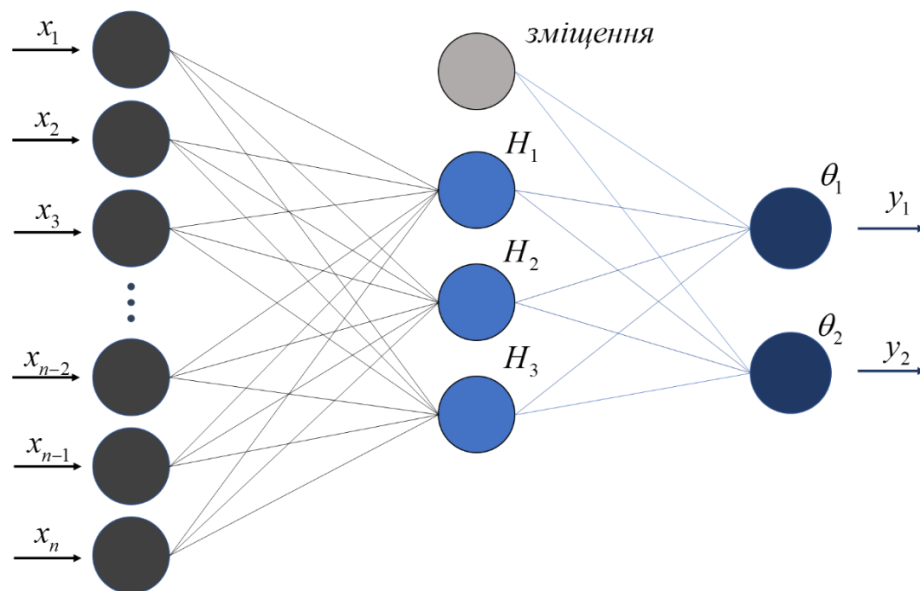


Рис. 2.8. Традиційна архітектура нейронної мережі

Джерело: побудовано автором.

Після отримання θ_k розраховується ймовірнісна функція:

$$\Pr(y = k | \theta) = \frac{e^{\theta_k}}{1 + e^{\theta_1} + e^{\theta_2}}, \quad k \in \{1,2\} \quad (2.34)$$

Аналогічно іншим методам ймовірність неуспішного інвестиційного проєкту розраховується за властивістю повної ймовірності:

$$\Pr(y = 0 | \theta) = 1 - \sum_{k=1}^2 \Pr(y = k | \theta) \quad (2.35)$$

Тренування ШНМ включає в себе матричні множення та застосування функцій активації, що може надає змогу зменшити час тренування і вибудувати більш адаптивну СППР при імплементації. Серед інших переваг ШНМ це здатність автоматично вивчати важливі ознаки з вхідних даних під час процесу навчання, що особливо корисно при роботі з великими обсягами даних.

Одним з методів, що був використаний для класифікації профілю інвестиційних проєктів, є метод побудови Байєсівських мереж, який характеризується отриманням нових знань про ймовірності у вершинах за допомогою формули Байєса та її узагальнень. Байєсівські мережі – це графічні моделі подій і процесів, що створюються у поєднання теорії графів та теорії ймовірності та представляють собою набір випадкових змінних та залежностей за допомогою орієнтованого ациклічного графу [202]. Такий граф-теоретичний підхід дає можливість будувати моделі процесів з множини сильно взаємодіючих змінних і при цьому уникає проблеми мультиколінеарності, з якою дослідник може зіткнутись при використанні звичайного регресійного аналізу [216]. Байєсівські мережі зазвичай складається з таких компонент:

- G – спрямований нециклічний граф, що характеризує випадковий набір умов незалежності, де кожна змінна є незалежною від її ієрархічних предків, нащадків.
- B – множина параметрів, що визначають мережу. Компонента містить параметри $\Theta_{(x_i|pa(x_i))} = \Pr(x_i | pa(x_i))$, де $pa(x_i)$ – набір предків для кожної $x_i \in G$, $i = \overline{1, n}$.

Кожна змінна x_i зображається у вигляді вершини. Повний спільний розподіл ймовірностей Байєсівських мереж обчислюється за формулою:

$$\Pr_B(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n \Pr_B(x_i | pa(x_i)) \quad (2.36)$$

Для застосування методу був використаний наступний алгоритм:

1. Розрахунок взаємної інформації на основі вхідного набору даних. Для оцінки ступеня залежності вхідних даних використовують значення взаємної

інформації для двох випадкових величин Чоу-Лю [32]:

$$MI(x_i, x_j) = \sum_{x_i, x_j} \Pr(x_i, x_j) \cdot \log \left(\frac{\Pr(x_i, x_j)}{\Pr(x_i) \Pr(x_j)} \right) \quad (2.37)$$

Дана величина відповідає оцінці кількості інформації, що міститься в змінній x_i про змінну x_j . Якщо вершини є абсолютно незалежними, то $MI(x_i, x_j) = \log(1) = 0$. Обчислення проводяться для усіх вершин, тобто для $\frac{N^2 - 1}{2}$ пар розрахунків.

2. Виконання цілеспрямованого пошуку з використанням оціночної функції на основі принципу мінімальної довжини повідомлення (МДП). Принцип МДП формується наступним чином: з множини можливих моделей необхідно вибрати ту, що дає можливість опису даних найбільш коротко і без втрат інформації [32]. Базою до знаходження такої моделі є поняття ентропії джерела, що була сформована Шенноном $\left(-\sum_x \Pr(x) \cdot \log(\Pr(x)) \right)$ та дивергенції Кульбака-Леблера.

3. Повторення ітерації до отримання структури мережі максимальної якості відповідно до заданого критерія.

Для побудови моделі з використанням дерев рішень був застосований алгоритм C5.0, що будує дерева рішень шляхом рекурсивного розбиття набору даних на основі найінформативніших предикторів. Алгоритм C5.0 включає функції, такі як обрізка (Pruning) та бустінг (Boosting), для підвищення продуктивності та генералізації. Алгоритм побудови дерев рішень складається з наступних кроків:

1. Розраховується ентропія заданого набору даних за формулою:

$$E(S) = -\sum_{i=1}^m p_i \log p_i, \quad (2.38)$$

де S – набір даних, що містить n спостережень, що класифікуються на $m = 3$ різних класів. Відповідно класи – $C_i, i = \overline{1, m}$, а $p_i = n_i/n$ – частка

спостережень, що класифікуються відповідно до одного з трьох профілів доходності [135].

2. Розраховується умовна ентропія відповідно до формули:

$$E(S | A) = - \sum_{j=1}^v p'_j \sum_{i=1}^m p_{ij} \log p_{ij} \quad (2.39)$$

де A – атрибут, що набуває v різних значень (a_1, \dots, a_v) і таким чином розбиває наш набір на кластери (S_1, \dots, S_v) . Нехай кількість C_i у класі S_i – n_{ij} , тоді

$$\text{відповідно } p'_j = \sum_{i=1}^m n_{ij} / n, \quad p_{ij} = n_{ij} / \sum_{i=1}^m n_{ij}.$$

3. Розраховуємо інформаційне посилення при додаванні атрибута A :

$$Gain(A) = E(S) - E(S | A) \quad (2.40)$$

4. Оцінюємо коефіцієнт інформаційного посилення атрибута A :

$$GainRatio(A) = Gain(A) / Split(A) \quad (2.41)$$

$$\text{де } Split(A) = - \sum_{j=1}^v p'_j \log p'_j.$$

Після цього дерево будується відповідно до правила «більший коефіцієнт інформаційного посилення – вище місце у дереві рішень» та наперед визначених рівнів помилкової класифікації. Алгоритм C5.0 може ефективно обробляти набори даних із пропущеними значеннями, адже використовує запасні розгалуження для прийняття рішень, коли дані відсутні, що сприяє створенню більш надійних моделей. Даний метод класифікації використовує вбудований механізм обрізки для запобігання перенавчання. Також варто відмітити, що C5.0 може представляти модель дерева рішень у форматі правил, що надає бізнес-користувачу можливість інтерпретувати результати моделі та додатково використати для покращення окремих процесів прийняття рішення.

Для класифікації інвестиційної привабливості проекту також використовується метод kNN або ж « k найближчих сусідів». При застосуванні такого методу кожна ознака відноситься до переважного класу найближчих сусідів, де k -параметр методу. Відповідно до гіпотези компактності очікується,

що тестова ознака d буде мати таку ж мітку, як і навчальні ознаки в локальній області, що оточує ознаку d . Алгоритм стійкий до аномальних викидів, тому що ймовірність потрапляння такого спостереження в число k найближчих сусідів наближається до нуля при зростанні вибірки [79].

1. Базовим кроком для класифікації за алгоритмом kNN є визначення оптимальної кількості сусідів k . Якщо задане значення k занадто мале, тоді алгоритм може бути чутливим до шуму та матиме велику дисперсію. З іншого боку, якщо значення k занадто велике, для заданого класу будуть включеною велика кількість точок з нерелевантних класів, і в результаті модель матиме високе зміщення.

2. Надалі для заданої точки розраховується відстань до решти точок даних за обраною метрикою дистанції, серед найбільш популярних метрик – Евклідова та Мангеттенська дистанція. До цільової точки за обраною метрикою обирається k найближчих сусідів, що і формують клас. Далі шляхом голосування обирається найбільш поширена мітка. Як непараметричний алгоритм, kNN може добре адаптуватися до складних розподілів та варіацій у даних, що робить його дієвим алгоритмом для наборів даних із непостійними межами та змінною щільністю, а також для невеликих вибірок даних з можливістю уникнути перенавчання.

Одним з найбільш дієвих методів машинного навчання, що використовується при оцінюванні успішності інвестиційного проекту, є градієнтний бустинг, який функціонує як ансамбль дерев рішень. Детальний опис алгоритму був наведений у підрозділі 2.1 за допомогою формул 2.6-2.9. Варто додати, що метод градієнтного бустингу надає змогу ефективно працювати із несбалансованими наборами даних.

У наборі даних, що використовуватиметься для побудови моделі класифікації успішних проектів переважну частку складають групи проектів з високим та середнім профілем дохідності (згідно з формулою 2.27). Змінюючи ваги класів або використовуючи техніки, такі як SMOTE (синтетичне збільшення менших класів), бустинг надає змогу покращити здатність моделі визначати клас фінансового невігідних проектів. В рамках дослідження будуть

використовуватись класичний алгоритм XGBoost, перевагою якого є можливість регуляризації для контролю перенавчання, а також LGBM, що є оптимізованим для великих наборів даних, підтримує паралельне та розподілене обчислення, що робить його більш швидким для навчання.

Класифікаційні моделі оцінюються за допомогою набору метрик, що відображають різні аспекти їхньої ефективності. Базовим інструментом для оцінки точності класифікації є матриця невідповідностей (Confusion Matrix). Матриця невідповідностей не тільки надає змогу обчислити точність класифікаційної моделі, а й допомогти порівняти сильні та слабкі сторони кожного з методів при пошуку оптимального ансамблю для покращення точності. Матриця невідповідностей (рис. 2.9) розглядається як таблиця, де кожен ряд представляє фактичний стан (профіль дохідності для бінарної класифікації), а кожний стовпець – прогнозований клас.

		Справжній стан (фактичний профіль дохідності)	
		Успішний проєкт (1)	Збитковий проєкт (0)
Прогнозований стан (оцінка моделі)	Позитивний прогноз (1)	True Positive Істинно позитивний	False Positive Хибно позитивний Помилка I роду
	Негативний прогноз (0)	False Negative Хибно негативний Помилка II роду	True Negative Істинно негативний

Рис. 2.9. Класична форма матриці невідповідностей (Confusion Matrix)

Джерело: побудовано автором.

Всі можливі комбінації класифікацій поділяються на чотири категорії:

- Істинно позитивний або True Positive (TP): екземпляри, які правильно класифіковані як позитивні;

- Істинно негативний або True Negative (TN): Екземпляри, які правильно класифіковані як негативні;
- Хибно позитивні або False Positive (FP): Негативні екземпляри, які неправильно класифіковані як позитивні (помилка першого роду);
- Хибно негативні або False Negative (FN): Позитивні екземпляри, які неправильно класифіковані як негативні (помилка другого роду).

Спираючись на матрицю невідповідностей для оцінки прогностичних властивостей моделей класифікації успішності проєктів можна використати наступний ряд критеріїв [144]:

1. Загальний рівень точності (Total Accuracy):

$$TA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.42)$$

2. Влучність (Precision, True Positive Accuracy), чутливість (Recall, True Positive Rate) та специфічність (Specificity, True Negative Rate):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}; Recall = \frac{TP}{TP + FN}; Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.43)$$

3. Міра F1-Score:

$$F_1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (2.44)$$

4. Крива ROC (Receiving Operating Characteristic) – опукла крива помилок. Відображає якість бінарної класифікації, співвідношення чутливості $TPR = TP / (TP + FN)$ та специфічності моделі (обернене співвідношення, $FNR = 1 - TPR = FN / (FN + TP)$). Чим більш опукла крива, тим кращі властивості класифікації моделі.

4. Кількісне відображення кривої ROC – коефіцієнт AUC , що можна розрахувати як площу криволінійної фігури, що відтинає крива ROC при перетинанні з координатними прямими:

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) dFPR = \int_0^1 TPR(FPR^{-1}(x)) dx \quad (2.45)$$

5. Коефіцієнт Джині, який нормалізує AUC: $Gini = 2 \cdot AUC - 1$ (для випадкового класифікатора коефіцієнт Джині дорівнює нулю, а для ідеального класифікатора $Gini = 1$) [153].

В додатку Б описані додаткові метрики, що можуть бути корисними при оцінюванні ефективності алгоритмів класифікації, проте не застосовувались в даному дослідженні для вибору фінальної моделі.

Мультикласифікацію можна трансформувати в бінарну матрицю невідповідностей за допомогою концепції «один проти всіх» (one-vs-all, OvA) або «один проти одного» (one-vs-one, OvO) [105]. За підходу OvA кожний клас у мультикласифікації розглядається як позитивний клас, а всі інші класи – як негативний (рис. 2.10), після чого формується навчання бінарного класифікатора для кожного класу. Для кожної такої ітерації формується окрема матриця невідповідностей. За підходу OvO будується бінарний класифікатор для кожної пари класів. Далі відбувається навчання бінарного класифікатора для кожної пари, а під час етапу передбачення, клас, який є переважним в бінарних парах, вважається кінцевим передбаченням. Далі парні матриці об'єднуються для формування загальної матриці мультикласифікації.

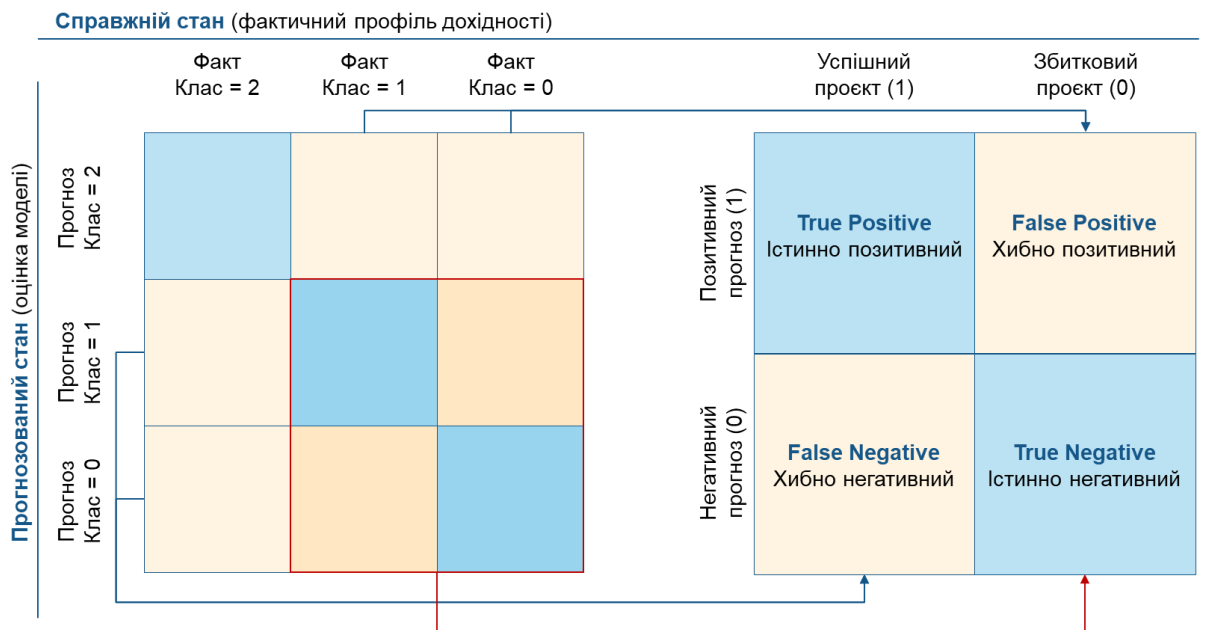


Рис. 2.10. Перетворення мультикласової класифікації до бінарної матриці невідповідностей методом «один проти всіх» (one-vs-all)

Джерело: побудовано автором.

Набір даних склав 238 відкриттів магазинів з 2018-го по 2021-ий рік у трьох українських продуктових мережах супермаркетів, представлених у таких сегментах: «магазини біля дому», дискаунтери, супермаркети та преміум-маркети. Такі обрані часові рамки для формування вибірки обумовлені значними змінами у підході до розширення мережі з появою нових форматів технологічного та асортиментного наповнення.

Для оцінки внутрішньої норми прибутку IRR були використані місячні фінансові показники. В підрозділі 3.2 описаний підхід до агрегації та використання даних продуктового ритейлера для формування портфелю проєктів, що і є основою сформованої вибірки. Частина з об'єктів на момент оцінки не досягли достатнього історичного періоду для підтвердження фактичного рівня доходності IRR, для таких випадків сформована проєкція грошових потоків, спираючись на методи моделювання часових рядів, що були описані в підрозділі 2.1.

З врахуванням невеликого розміру вибірки та незбалансованості класів зі значним зміщенням до успішних проєктів, була застосована техніка SMOTE [20] для синтетичного збільшення частки менших класів та розширення вибірки. Синтетичні зразки створюються шляхом інтерполяції між обраним екземпляром та його k найближчими сусідами. Це робиться шляхом віднімання векторів ознак та множення його на випадкове число від 0 до 1. Синтетичні зразки генеруються у просторі ознак, що визначається обраними сусідами та додаються до вибірки, ефективно забезпечуючи баланс класів. Таким чином частка успішних магазинів у тренувальній вибірці була сформована з рівними вагами.

Для формування вибірки були використані наступні змінні:

1. Бінарні та порядкові змінні:

- форма власності: об'єкт у власності мережі чи перебуває в оренді;
- формат розташування: розташування в житловому комплексі, торговому центрі, бізнес-центрі;
- асортиментний кластер.

2. *Номинальні змінні:*

- формат роздрібної торгівлі («магазини біля дому», дискаунтер, супермаркет, преміальний супермаркет);
- регіон України.

3. *Неперервні:*

- капітальні витрати (CapEx): інвестиції в будівництво та обладнання;
- загальна і торгова площі об'єкту мережі;
- кількість та загальна площа торгових центрів, житлових комплексів та сумарна кількість будинків у радіусі 1 км від магазину;
- відстань від магазину до центру міста, найближчого ТЦ, БЦ, автовокзалів, станцій метро, автомобільних шляхів регіонального значення, загальноосвітніх навчальних закладів, лікарень;
- дата відкриття об'єкту мережі;
- кількість конкурентів, загальна площа торгового залу конкурентів (в т.ч. об'єктів мережі – «ефект канібалізації») в радіусі 1 км;
- середня вартість квадратного метра нерухомості в радіусі 1 км.

Для оцінки кількості об'єктів (конкурентів, будинків тощо) в радіусі магазину використовується підхід до побудови ізохронів за допомогою відкритого сервісу OpenRouteService [132].

1. Бінарна класифікація (ідентифікація успішних та збиткових проєктів). Враховуючи розмір вибірки, набір даних було розділено на тренувальну та тестову вибірки в пропорціях 70/30 [191]. Для задачі бінарної класифікації серед 44 факторів було обрано десять найважливіших факторів (рис. 2.11) на основі значущості методом Random Forrest та рекурсивного виключення ознак (RFE, Recursive Feature Elimination). Результати застосування RFE аналізу були додатково верифіковано за допомогою алгоритму адитивних поясень Шеплі (Shapley Additive Explanations, SHAP), що забезпечує оцінювання внеску кожного з факторів, що вказує на її вплив на прогноз моделі для кожного спостереження, тобто ймовірність успішності інвестиційного проєкту [117]. Використання даного алгоритму надає змогу оцінити розподіл впливу в розрізі

інвестиційних проєктів для формування інтерпретації для осіб, які приймають рішення [189].



Рис. 2.11. Відбір найбільш впливових факторів за оцінкою важливості Recursive Feature Elimination (RFE) на основі Random Forrest

Джерело: розраховано автором за допомогою бібліотек sklearn.

Використовуючи описані вище алгоритми машинного навчання для класифікації, обрані змінні та описані метриками, було оцінено результати кожної моделі після індивідуального навчання з підбором гіперпараметрів. Результати ранжування моделей можна розглянути у таблиці 2.2. Найкращою моделлю для бінарної класифікації можна визначити Random Forrest. Така модель досить ефективна для виявлення успішних відкриттів магазинів, тому менеджмент може уникнути втрати цінних інвестиційних можливостей на ранньому етапі розгляду проєкту. Архітектура Random Forest надає змогу поєднувати характеристики портрета окремого магазину через портрет поведінки споживача. Модель, що спрямована на ідентифікацію успішного інвестиційного проєкту розширення, може допомогти керівництву отримати більш глибоке розуміння, яке можна додатково перевірити емпіричним шляхом:

- наскільки чутливі до рівня цін мешканці конкретного регіону/району та чи завжди асортиментний кластер відповідає середній вартості нерухомості;

- чи призводить до зростання трафіку розширення інвестиційного бюджету, насичення додатковими виробничими потужностями та збільшення торгового залу;
- чи відрізняється профіль дохідності при купівлі нерухомості та вкладанні довгострокового орендного договору.

Таблиця 2.2

Оцінка метрик точності бінарних моделей класифікації

Алгоритм	AUC	Gini	Точність TA
Random Forrest	0,905	0,810	90,1%
LGBM	0,852	0,704	84,9%
XGBoost	0,842	0,684	82,6%
kNN	0,759	0,518	72,6%
Логістична регресія	0,722	0,444	70,3%

Джерело: розраховано автором за допомогою бібліотек *sklearn* та *ruscaret*.

2. Мультикласова класифікація (ідентифікація збиткових та двох профілів успішних проєктів в залежності від покриття ризику). Подібні результати були отримані для моделі класифікації з трьома профілями дохідності інвестиційних проєктів відкриття нового магазину. Використовуючи метод RFE, для порівняння прогностичних якостей описаних вище алгоритмів було обрано дев'ять найважливіших факторів:

- рівень інвестицій на 1 квадратний метр торгового залу (44%);
- асортиментний кластер, бінарна змінна першого класу (35%);
- регіон (32%);
- кількість будинків в радіусі 1 км від магазину (25%);
- відстань від магазину до центру міста (23%);
- розташування в торговому центрі, бінарна змінна (18%);
- асортиментний кластер, бінарна змінна другого класу (10%);
- середня вартість квадратного метра нерухомості в радіусі 1 км (9%);
- відстань до автомагістралей регіонального значення (8%).

Як показано на рис. 2.12, найбільш точною моделлю є модифікація градієнтного бустингу за алгоритмом LGBM з рівнем точності 88,4% на тестовій вибірці.

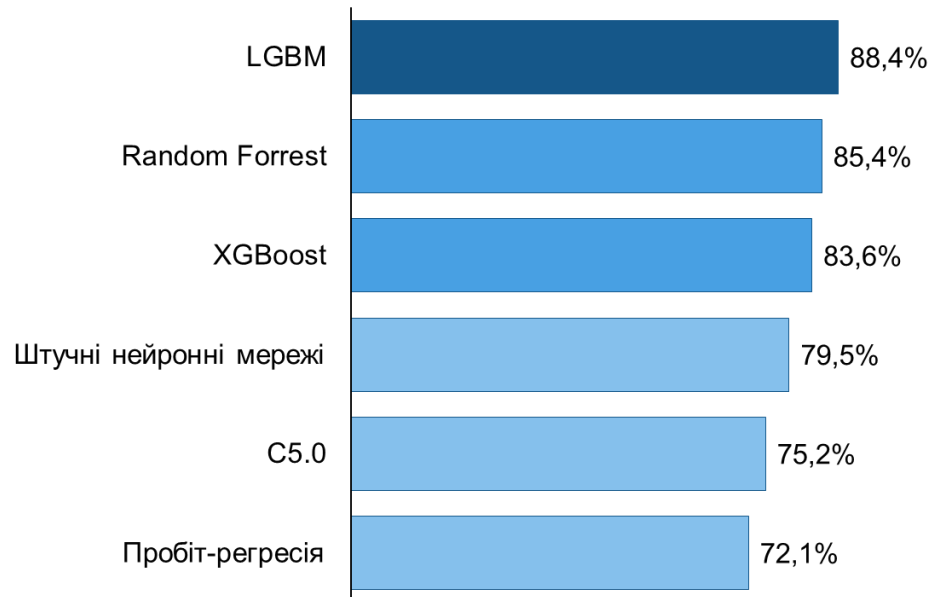


Рис. 2.12. Оцінка точності моделей мультикласифікації

Джерело: розраховано автором за допомогою бібліотек *sklearn*.

Порівняно з першою бінарною моделлю, модель класифікації з трьома профілями дохідності надає змогу краще ідентифікувати збиткові проекти, але має гірші властивості розпізнавання прибуткових проектів у двох інших групах: $CoE \leq IRR \leq CoE + \sigma_r$, $CoE + \sigma_r \leq IRR$.

Описаний підхід розкриває значимість інформаційного забезпечення та публічних і внутрішніх джерел даних для прийняття ефективних управлінських рішень. Слід зазначити, що отримані моделі машинного навчання не можуть дати настільки точний результат оцінки успішності проекту, як фінансова модель з більш широким спектром вхідних параметрів: поведінкові характеристики покупців, валовий прибуток, витрати на оплату праці, втрати продукції, логістика, комунальні послуги, капітальні витрати тощо. Однак слід зазначити, що модель машинного навчання допомагає уникнути збиткових проектів і визначити найбільш успішний формат магазину на ранній стадії прийняття рішень і може бути ефективним доповненням до повного циклу підготовки проекту до імплементації.

Представники ринку продуктового ритейлу можуть використовувати запропоновані моделі для визначення цільових локацій для відкриття, використовуючи зворотній інжиніринг. Збираючи доступні локації в містах за допомогою алгоритму автоматичної оцінки, модель може визначити пріоритетні локації для підвищення ефективності відділу розвитку бізнесу. Така модель також надає змогу підвищити прибутковість інвестиційного портфеля та покращити динаміку грошових потоків компанії.

2.3. Застосування методів машинного навчання для визначення оптимальних характеристик відкриття точки продажу

Центральна частина інвестиційної діяльності мереж продуктових супермаркетів – органічне зростання за рахунок відкриття нових магазинів, що надає змогу розширити аудиторію за рахунок охоплення нових регіонів або збільшення покриття населення послугами компанії у містах присутності. Традиційно формат відкриття магазину повністю залежить від зовнішніх характеристик локації: таких як щільність населення, житлова нерухомість, наявність конкурентів у радіусі геолокації магазину. Однак в останні роки зі швидким зростанням і все більшим проникненням електронної комерції традиційні В&М магазини втрачають свою прибутковість і ефективність через значні зміни в поведінці споживачів. Консервативні українські споживачі адаптувались до каналів електронної комерції, що призвело до значного просування індустрії роздрібною торгівлі в бік цифровізації та, як наслідок, активного розвитку послуг доставки [206].

На разі представникам ринку продуктового ритейлу доводиться шукати нові формати взаємодії з клієнтами у традиційному офлайн форматі супермаркетів, впроваджувати стратегію діджитілазації, вдосконалювати свої програми лояльності та розглядати нові способи взаємодії з аудиторією, щоб зміцнити свою бізнес-модель і операційну ефективність [22]. У Центральній та Східній Європі за останні два роки (2019-2021) суттєво знизився трафік і частота роздрібних покупок. Проте середній споживчий кошик збільшився, що може

компенсувати падіння продажів. Водночас значно зросло проникнення онлайн-торгівлі (3,6% від офлайн-продажів у Чехії та 1,5% у Польщі). Для європейських країн, таких як Німеччина, Великобританія, Нідерланди, Франція, Швеція, Іспанія, Італія, Португалія, Чехія та Польща, проникнення електронної комерції зросло до 6,6% від офлайн-продажів (середньозважена метрика) [122]. Такі зміни в поведінці споживачів призводять до наступних тенденцій для традиційних «brick-and-mortar» мереж супермаркетів:

1. Стратегія магазину зміщується до надання унікального досвіду, який приводить клієнтів у офлайн магазин та надає певні переваги відносно електронної комерції. У традиційних магазинах створюються локації для підготовки замовлень, що були сформовані онлайн (формат «Click & Collect та «Dark Store») для створення омніканального досвіду і синергії з онлайн-каналами, та зменшення витрат на комплектування замовлень. Загалом, продуктовим магазинам на разі необхідно зменшувати фізичний простір та підвищувати операційну ефективність, оскільки традиційні офлайн-формати втрачають продажі з кожного додаткового квадратного метру торгової площі.

2. Продуктові ритейлери повинні бути гнучкими, щоб отримати частку ринку та підвищити маржу за допомогою трьох основних важелів: брендинг і маркетинг, стійка ціннісна пропозиція та диференціація.

3. Традиційно основний напрямок інвестицій для ритейлерів, а саме органічне розширення за рахунок відкриття нових магазинів, має бути перерозподілений в сторону цифровізації та побудови каналів персоніфікованої прямої взаємодії зі споживачами.

Всі перераховані вище тенденції свідчать про те, що при пошуку нових локацій ритейлерам необхідно ефективно оцінювати ефективну торгову площу магазину і якісно оцінювати зовнішні фактори, що описують цільову аудиторію. Відкриття нової торгової точки – процес досить складний, вимагає значного фінансування та ефективного керування вільними грошовими потоками компанії. Тому проблема оцінки зовнішніх факторів, які можуть вплинути на

потенціал частоти відвідування нового магазину та купівельну спроможність цільової аудиторії, є досить актуальною серед дослідників.

Найчастіше звертається увага на підхід саме з позиції фізичного розташування точок продажу, що є досить складним аналізом, який повинен враховувати багато зовнішніх факторів і бути чутливим до навіть незначних змін середовища [148]. Аналіз розташування також включає такі наукові розробки, як теорія розташування ритейлу, теорія земельної вартості, теорія центрального місця та принцип мінімальної диференціації, запропонований А. Бав'єрою-Пуїг [14]. Основна ідея теорії полягає у вивченні впливу географічного розташування магазинів на їх прибутковість та ефективність. Тобто, аналізуючи різні фактори, такі як конкуренція, населення, дохід та інші соціоекономічні чинники у різних місцях, теорія намагається знайти оптимальне місце розташування магазину або мережі магазинів для максимізації прибутків і задоволення потреб споживачів. Дана теорія допомагає ритейлерам приймати рішення щодо стратегічного розміщення своїх магазинів, а також вивчати вплив різних факторів на їх діяльність. Вона використовується для прогнозування продажів, оцінки ризиків та визначення оптимальних варіантів розширення мережі магазинів.

Однак варто враховувати, що компанії часто враховують фактори геомаркетингу, щоб зменшити ризики негативного споживчого досвіду та, як наслідок, втрати споживчої лояльності та фінансових і репутаційних ризиків. За даними Е. Ченга [23], географічний аналіз є обов'язковим інструментом для представників ринку ритейлу. Дослідники вважають, що використання географічних інформаційних систем може забезпечити більш точний і обґрунтований підхід до вибору розташування торгових об'єктів. Даний підхід надає змогу аналізувати та враховувати різні географічні та демографічні фактори, що впливають на успішність торговельного центру. Вони показують, що такий підхід допомагає знизити ризики і зробити більш обґрунтований вибір локації для торгового центру, забезпечуючи кращий зв'язок з місцевим населенням, покращення доступності та підвищення його прибутковості.

Дослідники також вивчали описувача як людину, яка шукає найближче місце розташування [147]. Серед методів в рамках даного підходу – гравітаційні моделі, розроблені К. Ірігоеном і Х. Отеро, які оцінюють зв'язок між привабливістю магазину для споживача та відстанню до нього [195]. Також популярним для досліджень є пошук закономірності «розмір-відстань до магазину» [83], яка з часом була доповнена багатофакторною мультиплікативною моделлю конкурентної взаємодії, запропонованою М. Наканіші та Л. Купером [126]. Відносно багато робіт також присвячено аналізу на основі прямих оцінок корисності. Дж. Лув'єр та Дж. Вудворт [116] описують методологію та практичний підхід до проведення симульованих експериментів з вибором локації на основі агрегованих даних. Вони показують, як побудувати експериментальні сценарії та збирати дані, а також як аналізувати ці дані для отримання важливих висновків щодо вибору споживачів та їх поведінки в умовах обмежених ресурсів.

Проте, як зазначалося раніше, пандемія змусила споживачів обмежити пересування та відвідування офлайн магазинів та спричинила значне зростання електронної комерції. У результаті навіть такі гіганти ринку роздрібною торгівлі, як Walmart [45], скорочують свої торгові площі паралельно зі зростанням онлайн-продажів. Тому для виживання офлайн-ритейлерів, окрім зміни формату та диверсифікації, необхідна оптимізація операційних процесів та торгової площі магазину. Для традиційних В&М ритейлерів необхідно переглянути підхід до вибору формату локації, враховуючи падіння цінності кожного додаткового метру торгової площі локації, що може призвести до цілого ряду бізнес-ефектів для моделі фізичної торгівлі [244]:

- Зменшення орендного навантаження без чутливого скорочення трафіку, що в свою чергу стимулює покращення маржинальності чистого прибутку і оптимізації грошових потоків;
- Скорочення надлишкового персоналу і оптимізації операційних процесів, що залежать від площі і обсягів стелажної продукції (наприклад викладка товарів чи проведення переобліків);

- Зниження економічного розміру логістичного замовлення (EOQ, Economic Order Quantity), тобто обсягу замовлення, що мінімізує загальні витрати на зберігання та управлінні товарними залишками;
- Зменшення розмірів технологічного обладнання та, відповідно, скорочення комунальних витрат пов'язаних із забезпеченням виробничих потужностей та освітлення;
- Оптимізація капітальних витрат і грошових потоків з потенціалом до підвищення внутрішньої норми прибутку (IRR) та чистої приведеної вартості (NPV) відкриття нового магазину як проєкту.

В підрозділі 2.2 згідно з моделлю бінарної класифікації та мультикласової класифікації успішних проєктів було визначено, що найбільш впливовим фактором на потенціал відкриття нового об'єкту мережі згідно RFE-аналізу є метрика: «Рівень інвестицій на квадратний метр торгового залу» (рис. 2.11). Виходячи з припущення про стандартизацію технологічного обладнання та витрат на підготовку приміщення до експлуатації, можна зробити висновок, що важливим фактором впливу є саме збалансований підбір формату магазину за площею та асортиментним кластером.

В даному підрозділі розглядається можливість оцінювання оптимальної площі торгового залу на момент відкриття магазину для оптимізації інвестиційних бюджетів і підвищення рентабельності квадратного метра площі торгового залу без можливих втрат якості обслуговування клієнтів у години пік. Інструмент рекомендації оптимальної площі надає змогу покращити процес прийняття рішення щодо відкриття нового магазину. Керівництво компанії чи відповідний функціональний підрозділ (наприклад офіс розвитку бізнесу) на момент підписання договору довгострокової оренди або контракту будівництва нового об'єкта для відкриття магазину володіє обмеженою інформацією лише про географічні фактори розташування. У цей момент можна змоделювати сценарії формату магазину, щоб визначити оптимальну площу торгового залу та потенційний трафік. Враховуючи описані вище тенденції сучасного ринку продуктового ритейлу, найефективнішим рішенням є максимізація доходу з

квадратного метра площі торгового залу. Проте слід також враховувати, що існує певний максимальний граничний рівень трафіку на квадратний метр, що створюватиме дискомфортне середовище і, навпаки, відштовхуватиме споживача в години пік, коли можна очікувати високий рівень утилізації високооборотних товарів, відповідно проблеми із залишками на полицях торгового залу (Out-of-Shelf) та довгі черги біля прилавків та касових зон. Для балансування проблеми оптимізації інвестицій та досвіду споживача було розглянуто наступний підхід [108]:

1. Розробка моделі машинного навчання для прогнозування продажів у години пік магазину на основі зовнішніх факторів і торгової площі магазину.
2. Визначення метрики граничного рівня трафіку з квадратного метра в пікові години, при якому не знижується рівень сервісу та лояльності споживачів.
3. Моделювання сценаріїв, за яких співвідношення трафіку до площі торгового залу буде максимізовано з врахуванням обмеження щодо забезпечення достатнього рівня комфорту споживачів.

1. Розробка моделі машинного навчання для прогнозування продажів в пікові години. На першому етапі було зібрано набір даних із набором показників, які можуть описати активність споживачів у кожному окремому магазині упродовж дня. Всього для дослідження було обрано 236 магазинів однієї з провідних українських мереж супермаркетів преміального формату. Набір даних в розрізі дати, часу і магазину включає такі показники: кількість проданих унікальних SKU, кількість проданих SKU, кількість проведених чеків (неунікальні відвідувачі, які зробили покупки) і загальний обсяг продажів. Крім того, для вивчення рівня завантаженості магазину споживчим трафіком динаміка на рівні кожного магазину була згрупована за місяцями, днями тижня та годинами роботи магазинів. З аналізу динаміки часових рядів можна виділити наступні тенденції (рис. 2.13):

- для об'єктів мережі продуктового ритейлу характерна тижнева та місячна сезонність продажів, що має також вплив і на розподіл продажів протягом дня в динаміці року;

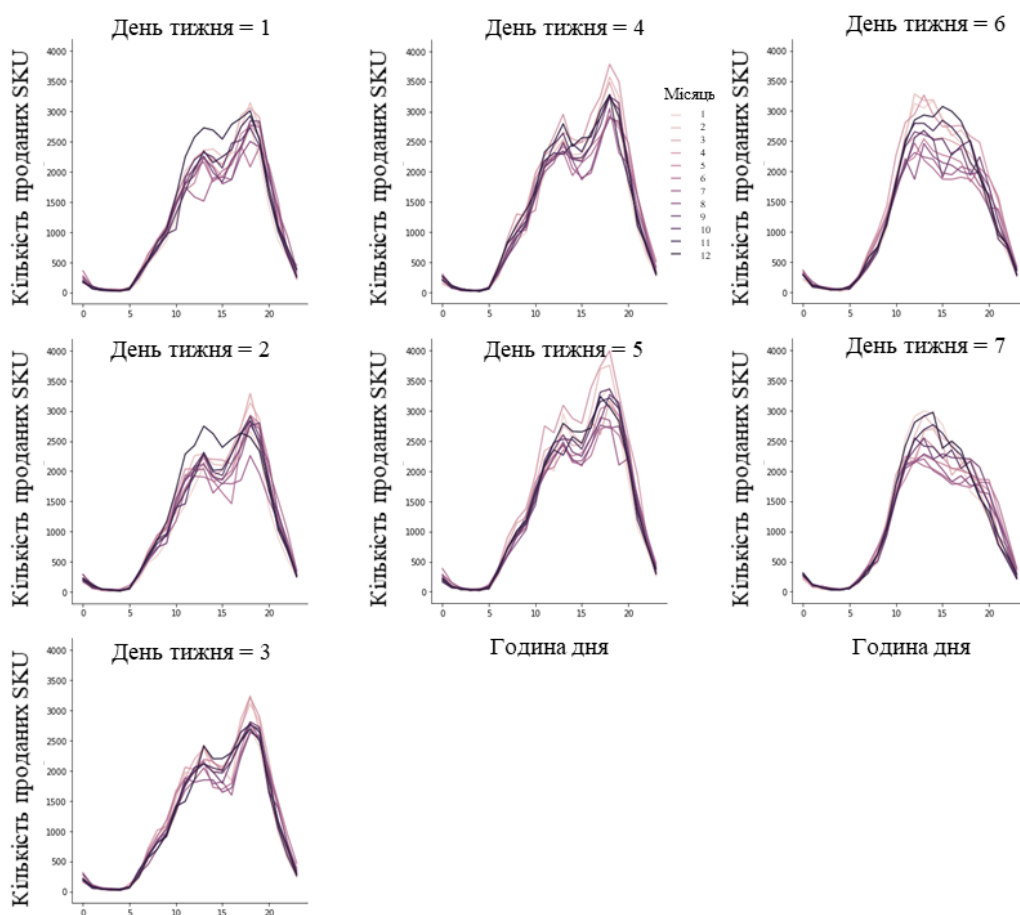


Рис. 2.13. Розподіл продажів протягом дня в динаміці тижнів та місяців
Джерело: побудовано автором.

- ефект тижневої сезонності значно змінюється протягом року (зокрема в літні місяці продажі розподілені більш рівномірно ніж в зимові);
- магазини більше торгують по п'ятницях і в останні місяці року (пікові продажі в грудні).

Варто відмітити, що внутрішньоденна сезонність має тенденцію упродовж місяців і тижнів. З понеділка до п'ятниці можна ідентифікувати два пікових періоди: з 11:00 до 13:00 та з 17:00 до 19:00. Проте у вихідні дні поведінка споживачів суттєво змінюється і вечірнього навантаження трафіку не спостерігається. Якщо виділити динаміку чотирьох репрезентативних місяців (січень, травень, липень і грудень), то можна побачити, наскільки динаміка змінюється упродовж року (рис. 2.14). Наприклад, пікові години більш виражені у січневій та грудневій вихідні, що пояснюється аномальним навантаженням у святкові періоди.

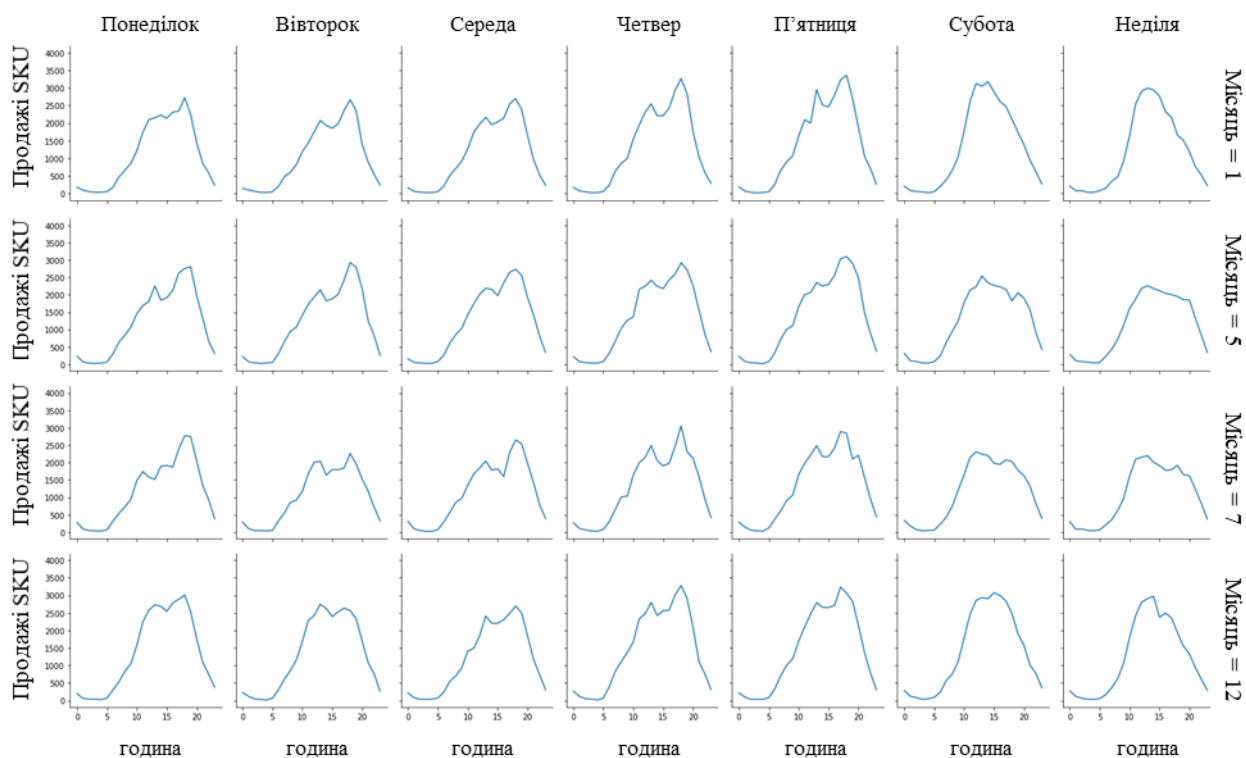


Рис. 2.14. Розподіл продажів упродовж дня по днях тижня і місяцях (без групування)

Джерело: побудовано автором.

Такий підхід надає змогу виділити основні тенденції, які свідчать про невідповідність розподілу трафіку упродовж доби факторам сезонності протягом тижня та по місяцях. Крім того на рівень трафіку впливають свята та погодні умови. Відповідно до запропонованого підходу виявлено чинники тимчасового впливу, також спостерігається висока залежність від поведінки споживача в рамках географічного розподілу та властивостей самого магазину. Для пошуку атрибутів, що пояснюють схожість динаміки продажів для груп магазинів застосуємо методи машинного навчання, а саме кластеризацію часових рядів на основі алгоритму динамічної трансформації часової шкали (DTW, Dynamic Time Warping). Даний алгоритм використовується для вимірювання подібності між двома часовими послідовностями і є кращою альтернативою для вимірювання відстані у порівнянні з Евклідовою, що є чутливою до викривлень часової шкали. Відстань DTW розраховується за допомогою алгоритму динамічного програмування, який надає змогу побудувати оптимальний шлях перетворення при обмеженнях границі, монотонності та неперервності [154].

Для ініціалізації початкового стану алгоритму використовується формула:

$$dtw(i, j) = \begin{cases} \infty, & \text{if } i = 0 \text{ or } j = 0 \\ 0, & \text{if } i = j = 0 \end{cases} \quad (2.46)$$

Рекурсивне відношення описується такою залежністю [154]:

$$dtw(i, j) = c(x_i, y_j) + \min\{dtw(i-1, j), dtw(i, j-1), dtw(i-1, j-1)\} \quad (2.47)$$

де $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}, c(x_i, y_j)$ – витрати на зіставлення спостережень двох часових рядів, відповідно, розраховані за формулою Евклідової відстані.

Використовуючи такий підхід, можна побудувати матрицю витрат (рис. 2.15), на якій можна відобразити оптимальний шлях перетворення (червона лінія). Оптимальний збіг позначається збігом, який задовольняє всі обмеження та правила та має мінімальну вартість як суму дистанцій для кожної зіставленої пари індексів $\tilde{c}(x, y)$. Даний підхід надає змогу попарно оцінювати зв'язок між часовими рядами, що представляють всю мережу супермаркетів. У той же час даний підхід можна застосувати до рядів, що відображають різні закономірності динаміки: за середньою динамікою продажів упродовж доби, тижня, місяців.

Отримані попарні метрики щільності динаміки часових рядів можна поєднати з факторами, які можуть пояснити подібність кривих продажів у магазинах. Щоб виділити когерентність факторів, використовується підхід просторової кластеризації додатків із шумом на основі щільності (DBSCAN, Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise).

Спочатку в рамках алгоритму задається радіус пошуку сусідів ε і мінімальна кількість сусідів у кластері. Алгоритм спочатку знаходить сусідів навколо кожної точки та визначає ядрові точки, що задовольняють заданому мінімуму. На наступному кроці алгоритм визначає компоненти підключення для ядрових точок. Останнім кроком метод з'єднує кожну не-ядрову точку з найближчим кластером, за умови, що кластер знаходиться в заданому околі щільності ε , інакше точка визначається як викид [95]. Таким чином магазини вибірки можна розділити на групи кластерів, а потім після енкодингу застосовувати при моделюванні оптимальної площі торгового залу.

Серед інших методів, що використовувались для кластеризації часових рядів можна виділити класичний метод k -середніх, що є простим у реалізації та ефективним з точки зору швидкості обробки даних. Проте плюралізм підходів до визначення оптимальної кількості кластерів в даному методі (додаток В), відсутність бізнес-інтерпретації при виборі значення параметру i , як результат, необхідність постійного додаткового контролю для збереження ефективності роботи методу k -середніх зумовив виключення його застосування при побудові СППР.

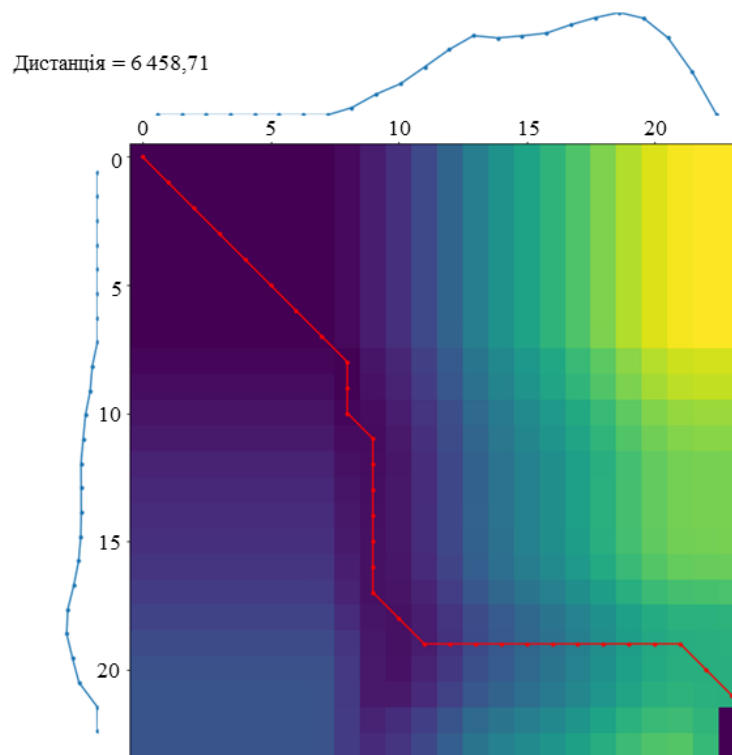


Рис. 2.15. Матриця DTW між двома часовими рядами обсягів продажу, що показує схожість динаміки двох магазинів

Джерело: побудовано автором.

Для розробки моделі була сформована вибірка з 236 магазинів мережі супермаркетів. і для прогнозування пікового навантаження продажів SKU були обрані такі фактори:

1. **Ознаки, що описують місце розташування:** регіон, місто, чисельність населення та площа міста, кількість населення в радіусі ділянки, віддаленість від центру міста, наявність паркінгу, бінарні змінні (знаходиться в ТЦ, БЦ), кількість конкурентів у радіусі розташування.

2. **Ознаки, що описують формат магазину:** загальна площа магазину, торгова площа, кількість кас, кількість кас самообслуговування, кількість годин роботи магазину, асортиментний кластер, загальна площа стелажів, дата відкриття магазину.

3. **Результати кластеризації:** DTW кластер за розподілом продажів упродовж дня, DTW кластер за розподілом продажів упродовж дня та тижня, DTW кластер за розподілом продажів упродовж дня та року.

До набору даних було застосовано такі перетворення:

1. Об'єднання або відкидання факторів з унікальною кількістю рівнів.
2. Усунення мультиколінеарності.
3. Нормалізація кількісних змінних за допомогою стандартизованої z -оцінки: $(x - \mu)/\sigma$.

4. Перетворення Йео-Джонсона [194], яке надає змогу зменшити асиметрію та наблизитися до нормального розподілу:

$$\psi(\lambda, y) = \begin{cases} \left(\frac{(y+1)^\lambda - 1}{\lambda} \right) & , \text{if } \lambda \neq 0, y \geq 0 \\ \log(y+1) & , \text{if } \lambda = 0, y \geq 0 \\ -\left(\frac{(-y+1)^{2-\lambda} - 1}{(2-\lambda)} \right) & , \text{if } \lambda \neq 2, y < 0 \\ -\log(-y+1) & , \text{if } \lambda = 2, y < 0 \end{cases} \quad (2.48)$$

Для пошуку оптимального рішення для навчання були обрані наступні методи: ансамблі дерев рішень за допомогою алгоритмів Random Forrest, Extra Trees Regressor, градієнтний бустинг (CatBoost, LGBM, XGBoost), лінійна регресія та регресії з регуляризацією (Lasso, Huber, Ridge) та k NN. Вибірка була розбита на тренувальну та тестову у відношенні 80% та 20% відповідно. Цільовою метрикою для вибору моделі та пошуку гіперпараметрів була обрана метрика кореню середньоквадратичної похибки RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.49)$$

RMSE надає змогу надати більший вплив великих помилок ніж решта метрик і дозволяє відібрати рішення, що краще справляються з класами об'єктів

мережі, що мають окремі унікальні властивості. Для оцінки і порівняння моделей також були обрані інші метрики у якості індикаторів [92]:

1. Середня абсолютна похибка (MAE, Mean Absolute Error), що є легкою в інтерпретації та стійкою до викидів, проте надає однакову вагу похибкам:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.50)$$

2. Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE, Mean Absolute Percentage Error), зручна для розуміння відносного рівня похибки та порівняння моделей, що вирішують задачі регресії для даних різного діапазону розподілів:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \quad (2.51)$$

3. Коефіцієнт детермінації R^2 , що надає стандартизовану міру того, наскільки добре модель фіксує відхилення в даних, проте не завжди є корисним при використанні зі складними моделями або за наявності мультиколінеарності:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2.52)$$

4. Середньоквадратична логарифмічна помилка (RMSLE, Root Mean Squared Logarithmic Error) надає вищий вплив недооцінці і чудово підходить в комбінації з бізнес-задачею, що має відповідний ефект на цільову фінансову метрику та процес (наприклад виручка та планування ресурсу в продуктовому ритейлі):

$$RMSLE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(1 + y_i) - \log(1 + \hat{y}_i))^2} \quad (2.53)$$

Для гіперпараметричного налаштування моделей машинного навчання була використана оптимізаційна бібліотека Optuna [2], що ефективно поєднує алгоритм пошуку та обрізання (Pruning) для покращення вартості оптимізації при реалізації моделі як частини двигуна СППР. Optuna надає можливість

розподілити обчислення на кілька вузлів для прискорення оптимізації на великих обчислювальних потужностях.

Серед моделей, які мали найкращі показники точності прогнозування пікового навантаження, можна виділити:

1. **Random Forrest i Extra Trees Regressor**, які поєднують структуру дерева рішень і навчання ансамблю для випадкового моделювання дерев рішень і шляхом змішування їх результатів покращують показники точності моделі.

Алгоритм Random Forrest починається зі створення кількох початкових вибірок із тренувального набору даних, що служать навчальними даними для окремих дерев (рис. 2.16). Для кожного кожної вибірки будується дерево рішень. Кожне дерево будується шляхом вибору найкращого поділу на кожному вузлі (node) з випадкової підмножини, що допомагає забезпечити різноманітність окремих дерев. Після побудови всіх дерев рішень вони використовуються для прогнозування шляхом зважування [79]. Random Forrest широко використовуються завдяки своїй надійності, високій продуктивності та простоті використання. Даний алгоритм ефективний в обробці даних великої розмірності, надаючи оцінки важливості факторів і є менш схильним до перенавчання порівняно з окремими деревами рішень.

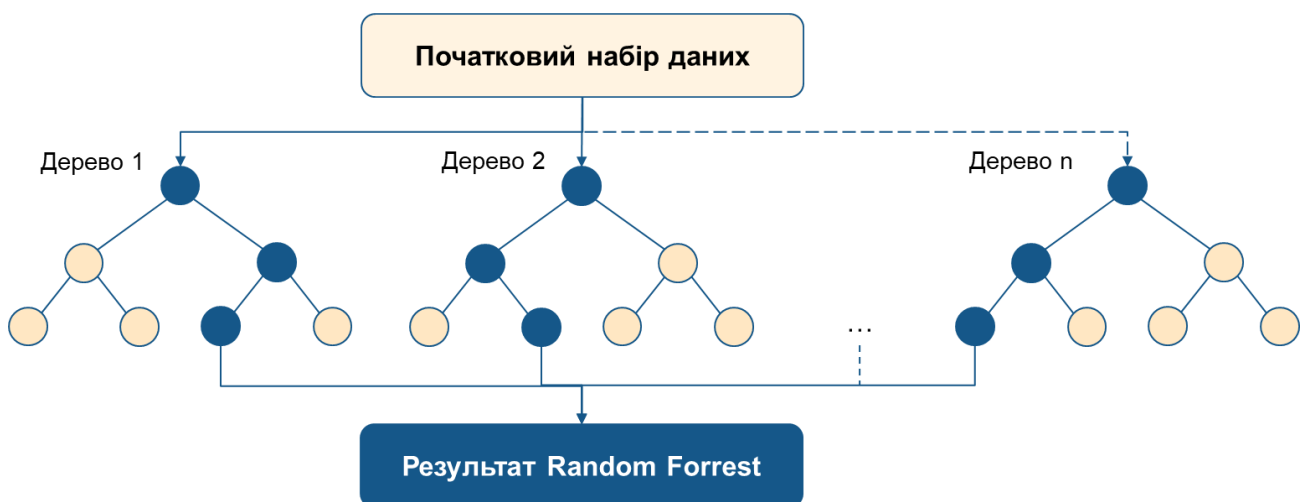


Рис. 2.16. Класична схема інтерпретації роботи алгоритму Random Forrest

Джерело: побудовано автором на основі [183].

Метод Extra Trees Regressor також передбачає формування кількох початкових вибірок із тренувального набору даних для навчання індивідуального дерева рішень та зважує результати кожного з них для формування фінального прогнозу. Проте, на відміну від Random Forrest, даний алгоритм застосовує випадкові порогові значення для параметра при кожному розділенні гілок, без пошуку найкращого порогового значення, що дозволяє прискорити тренування моделі [115].

2. Градієнтний бустинг (Gradient Boosting), який заснований на покроковому пошуку оптимальної моделі [107]. Алгоритм був детально описаний для завдання класифікації в підрозділах 2.1 та 2.2. В даному підході окрім XGBoost та LGBM було використано також новий алгоритм CatBoost, що надає змогу обробляти категоріальні змінні за допомогою бінарного кодування, не вимагаючи попередньої обробки. Серед інших переваг алгоритму можливість обробляти пропущені дані без імпутацій та ефективність при роботі з наборами даних, що містять категорійні характеристики з високою кардинальністю (потужністю множини атрибутів).

Найвищий результат на тестовій вибірці було досягнуто при використанні моделі CatBoost за RMSE, коефіцієнтом детермінації та RMSLE (табл. 2.3). За показниками MAE і MAPE найвищий результат був зафіксований при використанні моделі градієнтного бустингу Extreme Gradient Boosting (XGBoost).

Таблиця 2.3

Оцінка результативності моделей на тестовій вибірці

Модель	RMSE	MAE	MAPE	R ²	RMSLE
CatBoost Regressor	116,1	81,4	0,164	0,837	0,213
Extreme Gradient Boosting (XGBoost)	128,3	79,9	0,152	0,797	0,215
Light Gradient Boosting Machine (LGBM)	134,6	89,8	0,175	0,783	0,227
Random Forest Regressor	136,2	89,9	0,175	0,772	0,225
Extra Trees Regressor	143,5	92,6	0,177	0,750	0,239

Джерело: розраховано автором за допомогою бібліотек sklearn та rucaret.

В якості фінальної моделі для оцінки важливості факторів був обраний алгоритм CatBoost. За результатами RFE-аналізу було сформовано рейтинг найбільш впливових факторів (рис. 2.17).

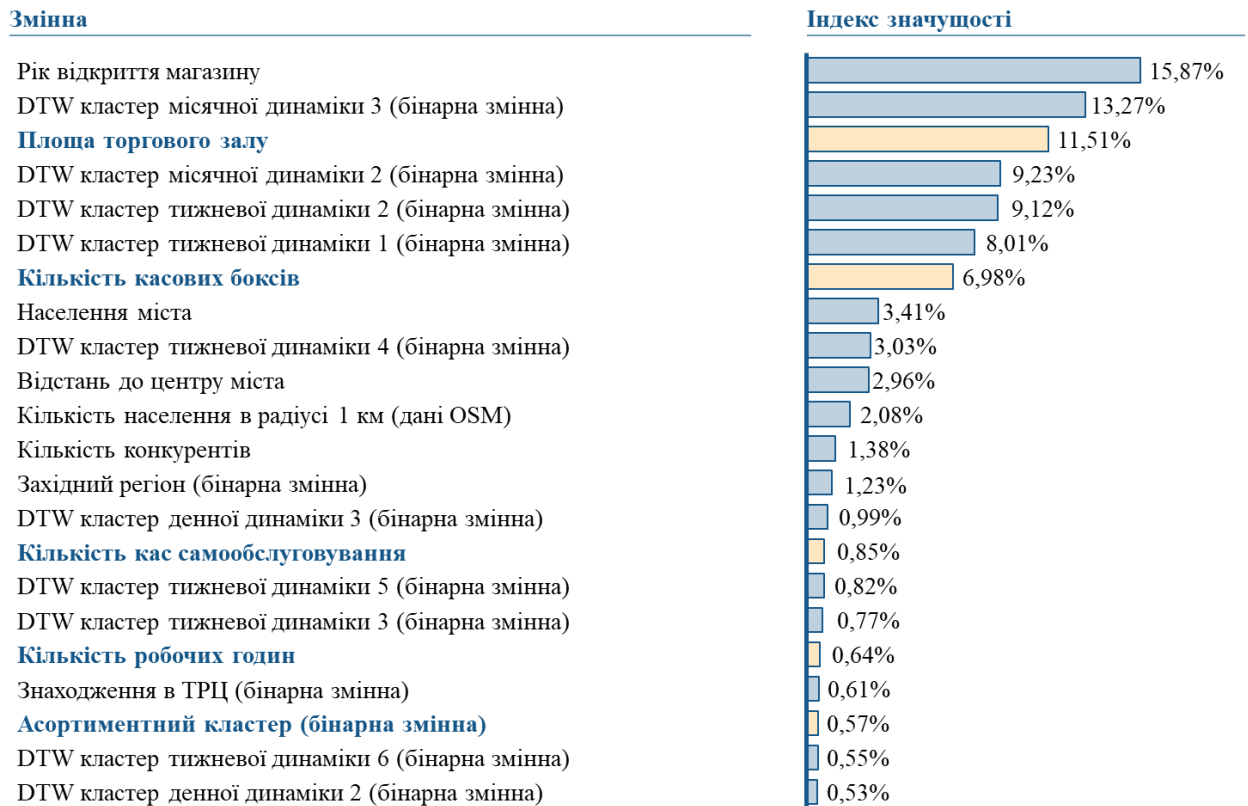


Рис. 2.17. Рейтинг значущості метрик

Джерело: розраховано автором за допомогою бібліотек sklearn та rucaret.

Найважливішим фактором виявився рік відкриття магазину, що фактично демонструє вплив стратегії мережі продуктового ритейлу, що розглядається в даному дослідженні. З кожним роком у нових відкриттях мережа прагне до урізноманітнення асортименту, розширення відділів фреш продукції, насичення асортименту продукцією власного виробництва та крафтовими товарами невеликих локальних підприємств, що стимулює зростання продажів. Дана метрика надає змогу якісно підкреслити різницю між магазинами зі схожими характеристиками в одному регіоні. При відкритті нового магазину акумуляція продажів формується за рахунок перерозподілу трафіку споживачів як від конкурентів, так і менш сучасних та комфортних магазинів мережі (ефект «канібалізації») за рахунок створення нового досвіду, сервісу та асортименту.

Можна побачити, що модель значною мірою спирається на кластери, отримані за допомогою алгоритму динамічної трансформації часової шкали DTW. Звичайно, кластеризація дає змогу визначити потенційні години пікового навантаження, але також варто враховувати, що у випадку, коли магазин відкривається в новому регіоні або з новим унікальним форматом, існує високий ризик помилки при призначенні такого магазину до одного з кластерів. Помилка асоціації магазину з кластером може спричинити досить високу похибку в прогнозі. Якщо розглянути спостереження з найбільшим відхиленням прогнозу від фактичних значень на тестовій вибірці, то можна побачити тенденцію до проблем з оцінкою магазинів, що розташовані у слабо репрезентативних регіонах східних областей України. Тому такий підхід може бути ефективним при якісно сформованій вибірці за заданими ознаками. При насиченні вибірки більшою кількістю спостережень точність алгоритму однозначно зростатиме, що верифіковано зміною ваг тренувальної та тестової вибірки.

Серед метрик, що описують формат локації, найбільш значимими були обрані: населення міста, відстань від центру міста, населення в радіусі 1 км від локації (апроксимовано за відкритими даними щільності забудови з OSM) та кількість конкурентів. Серед метрик, що можна використовувати для побудови сценаріїв відкриття та можуть бути заданими безпосередньо користувачами, що приймають рішення щодо імплементації проєкту, можна виділити наступні: площа торгового залу, кількість кас і зокрема кас самообслуговування, графік роботи магазину, асортиментний кластер.

Зазвичай асортиментний кластер – це метрика, яка визначається в результаті дослідження цільової аудиторії магазину і встановлюється за фіксованими правилами комерційним офісом продуктового ритейлера. Розклад роботи магазину – це метрика, яку зазвичай прагнуть максимізувати при відкритті магазину, щоб охопити всі потоки трафіку незалежно від часу доби, але зазвичай вона обмежена або роботою торгового центру, або вимогами чинного законодавства. Тому основними показниками, якими можна керувати для оцінки

пікового навантаження, є торгова площа та кількість кас (включаючи самообслуговування).

2. Визначення метрики граничного рівня трафіку з квадратного метра в пікові години. Як зазначалось раніше, метрика, що описує оптимальну площу для максимізації доходу без втрати рівня сервісу – це такий трафік за кількістю проданих SKU на квадратний метр торгового залу магазину, який задовольняє бажаний рівень індексу підтримки споживачів NPS (Net Promoter Score). В свою чергу NPS надає змогу оцінити лояльність споживачів до послуги, що надається конкретним магазином мережі та розраховується за формулою:

$$NPS = \frac{1}{n} \left(\left| \underbrace{\{X : x_i \in [9,10]\}}_{\text{промоутери}} \right| - \left| \underbrace{\{X : x_i \in [0,6]\}}_{\text{детрактори}} \right| \right) \quad (2.54)$$

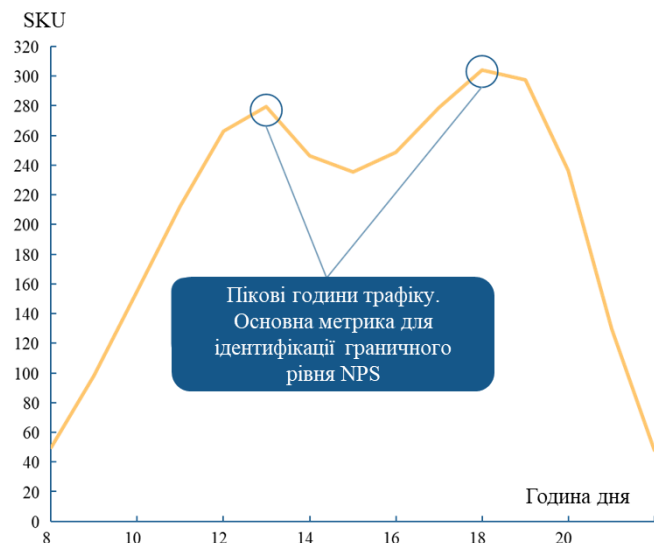
де $x_i \in [0,10], i = \overline{1, n}$ оцінка, з якою споживач готовий рекомендувати товари та послуги компанії.

Зазвичай за допомогою опитування виділяють три групи споживачів:

- «промоутери» – споживачі, які оцінили послугу вище 9, найбільш лояльна група споживачів, що готова рекомендувати продуктову мережу;
- «пасивні» – споживачі, які оцінили сервіс у 7 чи 8 балів;
- «детрактори» – споживачі, які оцінили сервіс менше 6 і є найменш лояльною аудиторією.

NPS – це різниця в структурі опитування між промоутерами та детракторами, що може коливатися від -1 (якщо усі оцінки негативні, тобто нижче 6 включно) до 1 (якщо усі оцінки позитивні, тобто вище 9 включно). Таким чином, на основі NPS, який оцінювався в період найбільшої відвідуваності магазину в години пік, було визначено топ-25 торгових об'єктів мережі за рівнем NPS. Для ігнорування впливу шумових даних вибірка була очищена від періодів святкових днів (Новий рік, Великдень) та аномальних продажів за допомогою відкидання топ персентиля (рис. 2.18). В результаті дослідження за еталон було обрано медіанне співвідношення трафіку кількості проданих SKU до площі торгового залу (на рівні 5,27 SKU на квадратний метр площі торгового залу).

Розподіл продажів (за кількістю проданих SKU) протягом робочого дня роботи магазину



Розподіл пікових продажів та ідентифікація бенчмарка

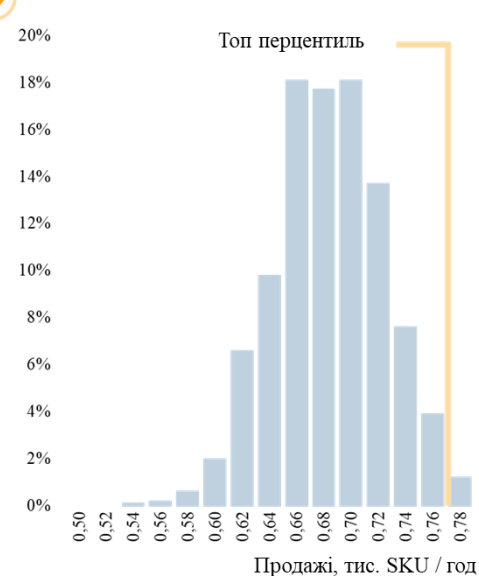


Рис. 2.18. Підхід до підбору періодів пікових продажів з очищенням від аномалій
Джерело: побудовано автором.

Виходячи з розрахованого цільового обмеження у співвідношенні трафіку до площі торгового залу, виникає необхідність змоделювати сценарії формату відкриття магазину, що задовольнятимуть вимогам та максимізуватимуть прогноз виручки. В ідеальному процесі прийняття рішення щодо запуску проєкту основним параметром під час переговорів є загальна площа для будівництва чи здачі в оренду. Зазвичай співвідношення загальної площі до площі торгового залу стандартизоване, але може змінюватись на етапі первинного планування об'єкту. Таким чином, розроблений інструмент може бути використаний для моделювання сценаріїв площі торгового залу як похідної метрики, що може задавати представник офісу розвитку. При передачі параметрів на об'єкт можна отримати набір прогнозів навантаження в години пік і відповідне співвідношення кількості проданих SKU на квадратний метр торгового залу. Оптимальне правило підбору площі торгового залу можна описати наступним правилом:

$$\max \{ sales_i : sales_i / area_i \leq \gamma(NPS) \} \quad (2.55)$$

де $sales_i / area_i$ – це сценарій співвідношення обсягів продажу до площі торгового залу упродовж пікових годин навантаження, $\gamma(NPS)$ – це критичний

рівень співвідношення за якого метрика якості сприйняття сервісу не знижується згідно з проведеними емпіричними дослідженнями та є оціненим на рівні 5,27 SKU на квадратний метр в годину, $i = \overline{1, n}$ – набір сценаріїв, що розглядаються під час переговорів та прийняття рішення щодо об'єкту.

Варто зазначити, що чим ефективнішим з точки зору продажів є квадратний метр торгової площі, тим маржинальнішою є бізнес-модель традиційного V&M магазину. Неявним результатом синергії з підходом, що був описаний в підрозділі 2.2 є можливість оптимізації існуючої мережі на основі еталонних показників кластера. Якщо є можливість зменшити площу магазину з явним підвищенням ефективності роботи, то інструмент можна застосувати для покращення поточних фінансових показників компанії. Також модель надає змогу оцінити потенціал відкриття в певних типах локацій на основі базових показників і оптимізувати процес пошуку нових локацій, враховуючи критичні межі для забезпечення бажаного рівня сервісу та прибутковості.

За результатами другого розділу варто визначити, що запропонований набір підходів надає методологічну базу та двигун для підготовки СППР, що функціонально покривають наступні завдання (рис. 2.19):

1. Прогнозування часових рядів на основі комбінації традиційних методів, моделей машинного навчання, штучних нейронних мереж надає змогу забезпечити формування драйверів для побудови СППР планування ресурсу та прогнозування фінансових метрик для оцінювання поточних інвестиційних проєктів компанії.

Додатково підхід запропонований в підрозділі 2.1 щодо оцінки впливу COVID-19 як одного з екзогенних факторів розкриває потенціал застосування моделей декомпозиції для оцінки впливу конкурентів, маркетингових ініціатив та інших внутрішніх проєктів.

2. Синергія моделей оцінки успішності проєктів та вибору оптимальної площі торгового залу дає змогу сформувати двигун підтримки прийняття рішень для автономної СППР щодо оптимального вибору локацій та розширення мережі

з врахуванням підбору асортименту та пошуку найкращого формату відкриття для заданих геопросторових даних.

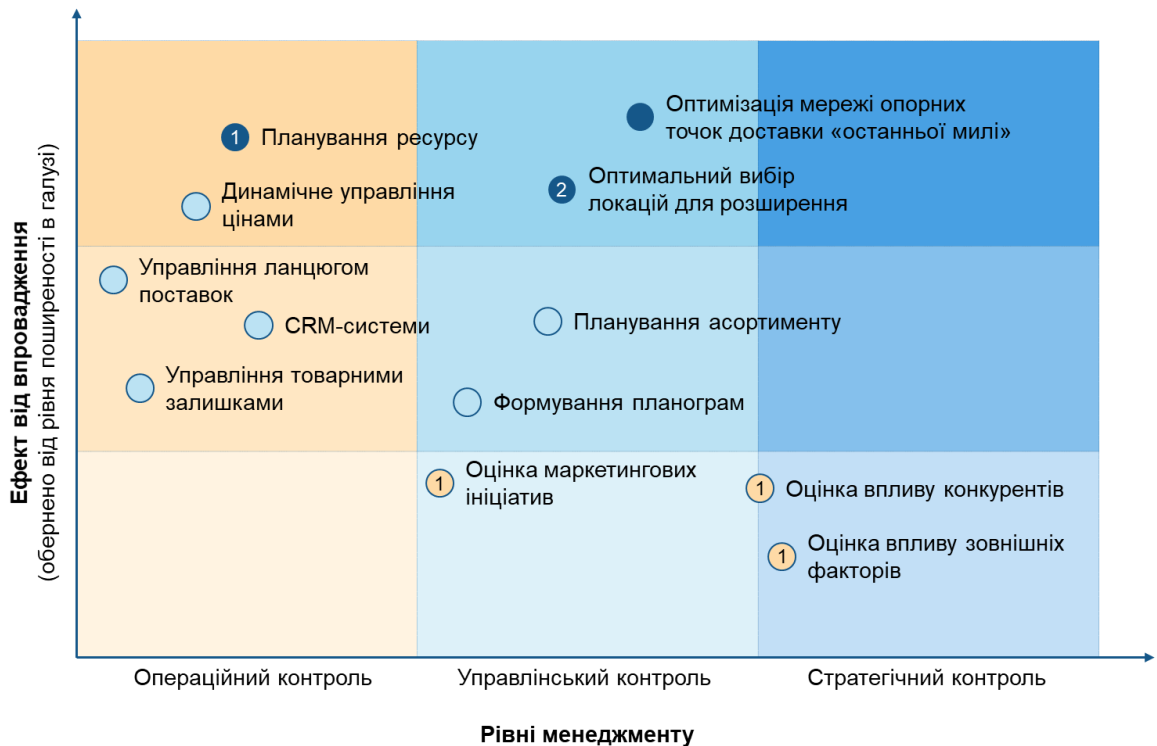


Рис. 2.19. Матриця класифікації сфер застосування СППР в продуктовому ритейлі «Ефект від впровадження – Рівень менеджменту»

Джерело: розроблено автором на основі сітки Горрі та Скотта Мортонна [69].

Висновки до розділу 2

1. Ринок продуктового ритейлу в Україні зазнав глибоких трансформацій, викликаних пандемією COVID-19 і повномасштабним вторгненням, що призвело до нестабільності поведінки споживачів і динаміки ринку. У відповідь на волатильність ринку моделі прогнозування повинні розвиватися, щоб враховувати стохастичні екзогенні фактори, такі як періоди блекауту та повітряні тривоги. У даному розділі дисертації описані просунуті моделі прогнозування часових рядів і пропонується комплексний підхід, що охоплює обробку даних, оцінку та вибір оптимальних моделей прогнозування часових рядів. Методологія дослідження передбачає порівняльний аналіз класичних методів прогнозування часових рядів, регресійних підходів машинного навчання та нейронних мереж.

2. Як приклад застосування моделей прогнозування часових рядів для оцінки впливу екзогенних факторів був запропонований підхід до оцінювання впливу COVID-19 на динаміку продажів шести мереж продуктових магазинів різного формату. Для очищення даних та пошуку аномалій використовувався ряд методів машинного навчання. Для оцінки ефекту була застосована сезонна декомпозиція рядів в комбінації з рекурентними нейронними мережами для оцінки авторегресії. Рекомендований підхід до оцінювання впливу COVID-19 на динаміку продажів виявився досить ефективним для розпізнавання моделей поведінки споживачів у такий період трансформацій. Виявлено вплив COVID-19 в розрізі різноманітних форматів продуктового ритейлера та геопросторових характеристик розміщення локації. Дослідження допомогло визначити, що компанії, які зосереджуються на розвитку традиційного сектору офлайн ритейлу були менш стійкими під час періоду жорсткого карантину. Щоб уникнути потенційної втрати цільової аудиторії, компаніям слід уникати експансії в торгівлі та бізнес-центри, а зосереджуватися на локаціях густозаселених спальних районів. Постійний моніторинг надає змогу компаніям швидко адаптуватися шляхом зміни корпоративної стратегії, максимізації операційного прибутку та оптимізації інвестиційних бюджетів.

3. Побудована модель бінарної та мультикласової класифікації, що надає змогу оцінити ймовірність успішності інвестиційного проєкту щодо розширення мережі продуктового ритейлера. Модель сформована на основі порівняння широкого набору методів машинного навчання та надає змогу покращити процес прийняття рішень на етапі оцінки локації. Використання даного підходу є доволі ефективним у виявленні збиткових проєктів і виборі оптимальних параметрів локації для підвищення ймовірності успішності проєкту на ранніх етапах процесу прийняття рішень, діючи як корисне доповнення до комплексного циклу підготовки проєкту до впровадження, що сприяє підвищенню прибутковості інвестиційного портфеля компанії, оптимізації грошових потоків і зменшення інвестиційного навантаження від підтримки збиткових проєктів у середньостроковій перспективі.

4. Запропонований підхід до оцінювання інвестиційних проєктів був доповнений моделлю, що надає змогу оцінити оптимальну площу торгового залу. З падінням рентабельності інвестицій в кожний додатковий квадратний метр фізичного простору, комплекс моделей надає змогу обрати бажаний рівень площі, що максимізує виручку за обмеження, що дозволяє залишити бажаний цільовий рівень якості сервісу та клієнтського досвіду у пікові години роботи об'єкту мережі. Модель створює можливість для бізнесу підсилювати процес прийняття рішення додатковими прогнозами на основі відкритих і внутрішніх джерел даних. Такий алгоритм надає можливість оцінити оптимальну площу торгового залу, що може призвести до кількох покращень у бізнес-моделі продуктового ритейлера, зокрема максимізувати обсяг продажів на квадратний метр торгової площі, зменшити витрати на комунальні послуги, орендну плату та витрати на оплату праці, що призведе до нижчого рівня економічного розміру замовлення (EOQ) і пришвидшення досягнення точки беззбитковості, збільшення EBITDA і рентабельності в довгостроковому періоді, зниження обсягів надлишкового технологічного обладнання та, як наслідок, капітальних витрат бюджету.

5. Комплексний підхід до поєднання моделей в рамках СППР надає змогу оптимізувати структуру грошових потоків, що забезпечує зростання внутрішньої норми дохідності та чистої приведеної вартості портфеля проєктів компанії.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [21, 22, 108, 109, 111, 189, 191, 192, 193, 239, 242, 243, 244].

РОЗДІЛ 3. ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ПРОДУКТОВОМУ РИТЕЙЛІ

3.1. Побудова системи підтримки прийняття операційних рішень щодо оптимального формування графіків для ресурсного забезпечення

Останніми роками ринок продуктових онлайн-послуг розширився та охопив нові сегменти споживачів. Для відповідності вимогам споживачів у якості та швидкості сервісу, продуктовим ритейлерам вкрай важливо підтримувати високу ефективність операційних процесів у своїй бізнес-моделі. Планування людських ресурсів є ключовим аспектом операційної діяльності традиційної компанії на ринку продуктового ритейлу, і хоча нові інструменти, процеси та бізнес-моделі вносять зміни до підходів, основи для забезпечення якості сервісу залишаються незмінними. Продуктові ритейлери, які успішно ідентифікують основні механізми та драйвери для планування ресурсів, мають перевагу у визначенні та впровадженні інноваційних рішень у роботу своїх магазинів. Згідно з дослідженням McKinsey [68] ритейлери, які досягли успіху в оптимізації своїх процесів і підвищенні ефективності завдяки ініціативам «ощадливого ритейлу» (lean-retailing), скоротили операційні витрати на 15%.

У зв'язку із загостренням конкуренції та зростанням очікувань з боку споживачів щодо вищого рівня сервісу ритейлери шукають нові шляхи для подальшого підвищення продуктивності та покращення якості обслуговування клієнтів. Створення оптимального штатного розкладу та бюджету для великої кількості магазинів є складним процесом, і навіть досвідчені ритейлери можуть знайти можливості для вдосконалення процесу планування для забезпечення достатнього ресурсу з метою реалізації попиту споживачів, що не веде до надмірного скорочення маржинальності продажів. Сучасні програмні рішення в сфері бюджетування витрат персоналу часто використовуються для моніторингу відвідуваності співробітників і управлінням системою компенсації. Проте велика частина продуктових рішень часто дає змогу формувати лише загальні графіки, що не враховують специфічні фактори магазину та коливання навантаження на

персонал в пікові трафікові години та може призводити до неефективних витрат на оплату праці, недостатньо якісного сервісу і, як результат, падіння лояльності споживачів [193].

Провідні ритейлери застосовують підхід до планування робочої сили та бюджетування, що базується на аналізі великих обсягів даних, вивчаючи патерни функціонування кожного магазину, щоб передбачити відповідний спектр та кількість специфічних навичок працівників для покриття кожного з процесів в розрізі дня чи навіть години протягом тижня. Як результат, згідно з дослідженням McKinsey [121], деякі компанії на ринку ритейлу досягли економії витрат від 4% до 12%, покращили якість сервісу за рахунок скорочення черг на касі чи збільшення кількості персоналу в торговому залі для надання допомоги клієнтам, а також підвищили рівень лояльності працівників.

Для продуктових ритейлерів не існує стандартної формули моделювання потреби в людських ресурсах, оскільки підхід може варіюватись в залежності від формату мережі, конкретних потреб і цілей компанії щодо трансформації бізнес-моделі в середньостроковій перспективі: автоматизація процесів і скорочення впливу ринку праці чи надання ексклюзивних преміальних послуг з індивідуальним підходом до кожного гостя магазину. Однак традиційний підхід до моделювання ресурсів спирається на прогноз цільових драйверів, якими зазвичай для ритейлера є прогноз продажів в грошовому чи кількісному вираженні. Базовий алгоритм для планування ресурсів можна описати наступним чином:

1. Визначення цільового рівня продажів за обраний період (наприклад, місяць, тиждень, день, година дня) в розрізі окремих філій мережі.

2. Визначення частки в структурі продажів кожної асортиментної категорії, макрогрупи товарів, відділу, каналу продажу в залежності від масштабності охоплення усіх процесів в рамках єдиної моделі та рівня універсалізації ролі та професійних компетенцій персоналу.

3. Аналіз історичних даних, а саме часових рядів цільового драйверу (продажів) в розрізі філій, категорій чи навіть артикулів для визначення сезонних

закономірностей, тренду, впливу святкових днів чи внутрішніх ініціатив та очищення від викидів.

4. Розробка прогнозу продажів на основі історичних даних, тенденцій ринку, промоакцій, впливу конкурентів, внутрішніх трансформаційних ініціатив та інших ендогенних та екзогенних факторів.

5. Використання прогнозу продажів для оцінювання необхідного рівня персоналу, рівня товарних залишків та інших ресурсів, необхідних для досягнення цільового рівня продажів.

6. Постійний моніторинг фактичних показників продажів і коригування розподілу ресурсів за потреби при ітераційному процесі впровадження моделі, інтеграція у корпоративну екосистему продуктових рішень.

Якщо узагальнити, то розрахунок алокації ресурсів до часових слотів для конкретного процесу ξ на період t можна формалізувати у вигляді наступної форми:

$$T_t(\xi) = (\tau_t(\xi) \pm \Delta\tau_t) \cdot V_d \quad (3.1)$$

де $\tau_t(\xi)$ – цільовий норматив часу на виконання дії/процесу (бенчмарк, що базується на емпіричних оцінках, замірах, історичних метриках чи ринкових дослідженнях), $\Delta\tau_t$ – коригування нормативу на особливості магазину (формат, тип обладнання, площа торгового залу та стелажів, наявність ліфтів і можливість пересування між торговим залом та складськими приміщеннями), V_d – цільова кількість повторень дії чи процесу, що спирається на прогноз ключового драйвера (наприклад, кількості продажів).

Процес коригування цільових метрик для нормування процесів досить гнучкий і може бути адаптований відповідно до задалегідь заданих бізнес-правил. Однак планування ресурсів залишається досить чутливим до прогнозування продажів або інших цільових показників, які можуть мати високий рівень волатильності, особливо для компаній в Україні. Тому точне прогнозування може відігравати значну роль у прийнятті рішень, зокрема для забезпечення наявності достатньої кількості продуктів для задоволення потреб

споживачів, мінімізуючи списання та уникаючи надмірних товарних залишків (Over Stocks). Використовуючи великі обсяги даних й аналітику для прийняття ефективних рішень, мережі можуть оптимізувати процеси, підвищити рівень якості сервісу, а також стимулювати зростання продажів та операційну маржинальність.

В рамках даного дослідження щодо побудови СППР для формування оптимальних графіків роботи персоналу, основне застосування методів прогнозування часових рядів зосереджено на розробці моделі алокації ресурсів для планування операцій в сервісі кур'єрської доставки продуктів харчування, що тільки починає набирати обсягів у продуктовому ритейлі. Функція доставки в продуктовому ритейлі відноситься до процесу транспортування продуктів від магазину або складу до місця розташування споживача. За останні роки функція доставки стає дедалі важливішою, оскільки все більше клієнтів обирають покупки продуктів онлайн і опцію доставки додому. Продуктові ритейлери зазвичай можуть застосовувати різноманітні моделі доставки для виконання замовлень клієнтів:

- Самовивіз із магазину чи Dark Store (формат «Click & Collect»), що дає змогу споживачам розміщувати замовлення онлайн, а потім забирати їх з магазину у визначений часовий інтервал;
- Сторонні платформи доставки, такі як DoorDash, Postmates, Uber Eats (міжнародні компанії), Glovo, Bolt Food, Zakaz.ua (основні гравці на ринку України) надають платформу для комунікації з клієнтом та послуги доставки за комісійною системою взаєморозрахунку. Серед гравців українського ринку, що взаємодіють з партнерськими сервісами доставки, можна виділити наступні компанії: АТБ, Фора, Еко-Маркет, Metro, Novus, Ultra Market, Auchan та Varus;
- Власна кур'єрська служба в інтеграції з власним майданчиком електронної комерції, де клієнт може обрати або часовий інтервал доставки (слот) або ж обрати опцію миттєвого замовлення з дарксторю з часом очікування від 15 хвилин («instant delivery») до 1,5 годин («express delivery»). Серед

компаній, що розвивають даний напрямок на українському ринку, можна виділити Сільпо та Fozzy Cash & Carry.

Ефективна функція доставки в продуктовому ритейлі потребує ретельного планування та координації, щоб гарантувати, що замовлення виконуються точно, вчасно та з мінімальними втратами ефективності. При розробці бізнес-моделі доставки ритейлери повинні враховувати такі фактори, як доступність продукту, обсяг замовлення, час доставки та переваги для споживачів як відносно власних традиційних сервісів офлайн досвіду, так і відносно послуг, що надають конкуренти для формування ціннісної пропозиції (CVP). Ефективна маршрутизація та планування транспортних засобів в синергії з СППР для планування людських ресурсів мають допомогти зменшити витрати на доставку та покращити загальний рівень якості сервісу.

Для планування ресурсів доставки ритейлерам необхідно оцінити попит в кожному географічному районі чи полігоні, який вони покривають послугами, аналізуючи дані клієнтів і транзакційні дані замовлень, щоб визначити пікові години і відповідні локації підвищеного попиту. На основі цього аналізу компанія може оцінити необхідну кількість кур'єрів в розрізі транспортних засобів (велосипед, скутер, автомобіль) необхідних для задоволення попиту протягом дня для кожної локації (магазин чи об'єкт формату «Dark Store») з якої відбувається відвантаження замовлень. Кількість необхідних кур'єрів в розрізі транспортних засобів може змінюватись залежно від таких факторів, як розмір і вага замовлень, протяжність маршрутів та очікуваний час доставки, що був обіцяний споживачу.

Для створення СППР, що допомагає планувати ресурси кур'єрської служби продуктового ритейлера була розроблена наступна архітектура (рис. 3.1), що складається з трьох компонентів:

1. *Data & Business Inputs Layer* є ядром для моделі планування ресурсів і включає всі відповідні вхідні дані та бізнес-правила. Даний компонент консолідує дані з різних джерел, таких як транзакційні бази даних, системи управління людськими ресурсами та кур'єрської платформи.

2. Forecast & Optimization Layer використовує алгоритми машинного навчання для побудови прогнозу продажів, розрахунку бажаного рівня необхідних ресурсів у відповідний часовий діапазон, оптимізації розкладу персоналу та його алокації до рівня конкретного кур'єра. Даний компонент СППР використовує історичні дані продажів та проведення промоакцій, дані про погоду та інші вхідні дані для прогнозування продажів на рівні магазину. За допомогою вхідної інформації розраховується необхідна кількість персоналу для задоволення попиту споживачів, мінімізуючи витрати на робочу силу.

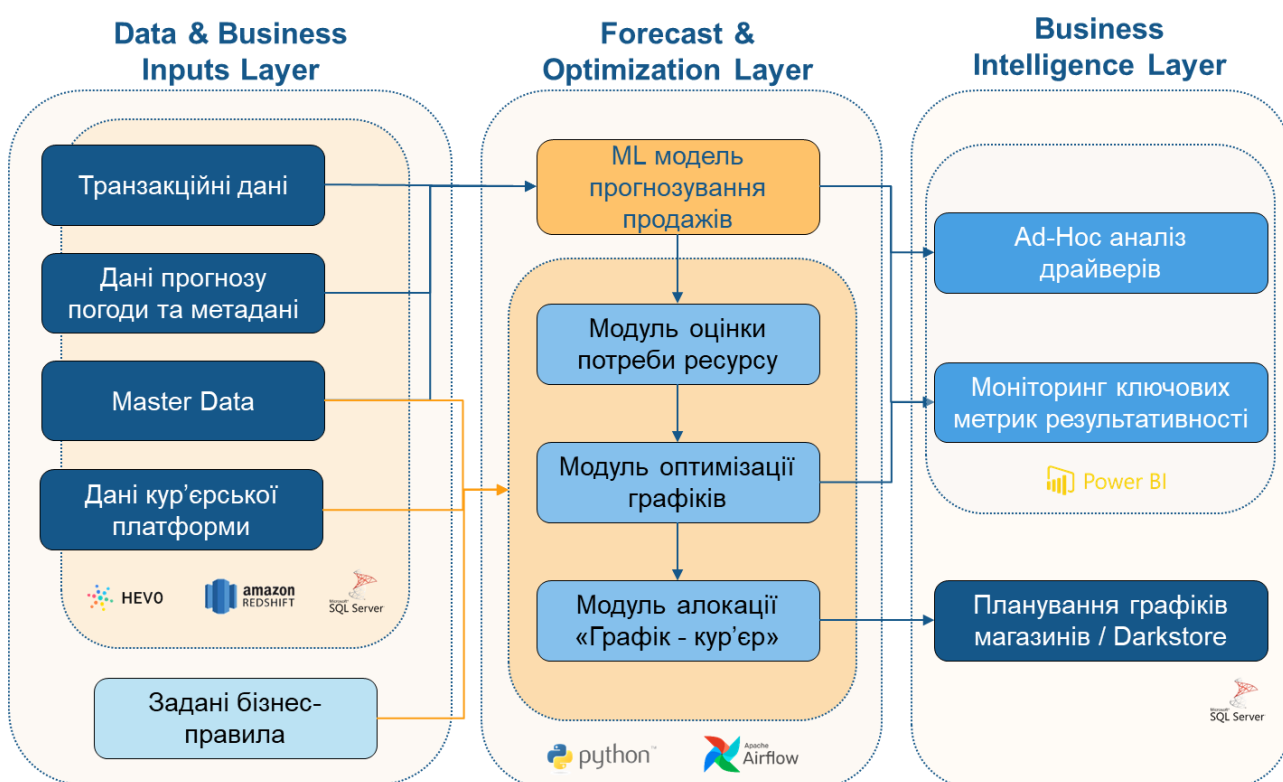


Рис. 3.1. Архітектура СППР для планування ресурсів кур'єрської служби продуктового ритейлера

Джерело: побудовано автором.

3. Business Intelligence Layer надає інформацію та візуалізацію продуктивності операцій кур'єрської служби. Даний компонент СППР консолідує та представляє дані на зручних інтерактивних інформаційних панелях, що дає змогу менеджерам контролювати та відстежувати ключові показники ефективності, такі як продажі, витрати на робочу силу та показники продуктивності. Він також надає менеджерам інструменти для коригування

розкладів у режимі реального часу, щоб миттєво реагувати на непрогнозовані зміни попиту клієнтів, проблеми з транспортними засобами чи зміни погодних умов.

Для апробації архітектури та підходу до побудови СППР було розроблено та імплементовано дослідницький проект розробки системи планування ресурсів для загальнонаціональної української мережі продуктового ритейлу, що керує власною службою доставки та понад сотнею локацій по всій країні, включаючи традиційні В&М магазини та об'єкти формату «Dark Store». Основною метою дослідження було розробити СППР, яка б ефективно оптимізувала використання ресурсів, забезпечуючи своєчасну та ефективну доставку товарів споживачам. Надалі розглянемо кожний з компонентів заданої архітектури СППР.

1. The Data and Business Inputs Layer. Ресурсна модель для планування роботи кур'єрів використовує кілька наборів даних у своєму сховищі даних для генерації штатних розкладів, що включають:

- **Транзакційні дані замовлень:** набір даних містить грошову суму та номінальну вагу замовлення, глибину чеку, наповненість SKU, адресу доставки, а також дату, час, статус та тип замовлення. Полігони доставки динамічні, і в якийсь момент споживач може отримати замовлення з нового магазину чи об'єкту формату «Dark Store», що були включені в мережу. Щоб підготувати набір даних для моделі машинного навчання, прив'язка кожного історичного замовлення коригується відповідно до зсувів полігонів на основі координат споживача, що дає змогу моделі точно прогнозувати попит і відповідно коректно алокувати ресурси (рис. 3.2);

- **Дані фактичної та прогнозованої погоди:** модель ресурсів також включає дані про погоду з Open-Meteo [131] для коригування необхідних ресурсів в періоди екстремальних погодних умов, які можуть вплинути на попит клієнтів (снігові та дощові опади збільшують продажі в середньому на 6%);

- **Логовані дані часу повітряних тривог:** дані включають тривалість періодів повітряної тривоги, що прив'язуються до локації кожного магазину в сховищі даних. В періоди, коли існувала заборона щодо роботи громадських

закладів під час повітряних тривог дані давали змогу очистити часові ряди продажів від аномальних спостережень (відсутність продажів під час тривоги, сплеск навантаження після завершення), а в періоди відсутності заборони – отримати інсайти щодо поведінки споживачів та оцінити ефект на продажі для коригування необхідного рівня персоналу;

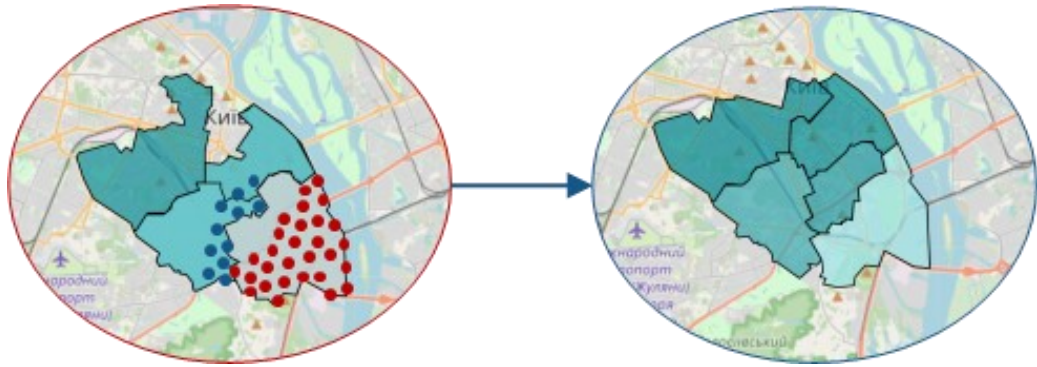


Рис. 3.2. Підхід до алокації замовлень при перерозподілі карти полігонів
Джерело: побудовано автором, використовуючи Power BI Icon Map [33].

- **Календар святкових періодів:** модель машинного навчання інкорпорує список святкових днів для відповідного коригування очікуваного попиту, рівня персоналу та графіків, забезпечуючи відповідне покриття в періоди пікового попиту клієнтів;

- **Кур'єрська платформа:** містить інформацію про маршрути доставки та фактичні часові відмітки для кожного кур'єра, а також дані про час, витрачений на кожну доставку, і будь-які затримки чи проблеми, що виникли під час маршруту. Ці дані можна використовувати для оптимізації маршрутів, скорочення часу на одне замовлення та зниження загальної вартості операцій доставки. Крім того, платформа забезпечує відслідковування статусу доставки в режимі реального часу, даючи компанії змогу краще керувати ресурсами доставки та реагувати на будь-які аномальні події;

- **Майстер-дані:** містять специфічні для магазину характеристики та інформацію про співробітників з системи SAP HCM (досвід, можливість використання певного виду транспорту), що дає змогу моделі генерувати графіки та бюджети з урахуванням факторів магазину та коливань робочого навантаження.

Для пілотування СППР загальний набір даних включав поточні агреговані дані зі 118 магазинів і об'єктів формату «Dark Store», які покривали доставкою всі регіони України. Щоб створити модель планування ресурсів, також було включено додаткові бізнес-правила, щоб адаптувати графіки роботи кур'єрів до політики компанії та чинного законодавства України:

- Обмеження максимальної ваги для різних видів транспорту;
- Встановлення мінімальної та максимальної тривалості зміни кур'єра;
- Забезпечення мінімальної та максимальної кількості замовлень на маршрут кур'єра в розрізі типу транспортних засобів;
- Введення обмеження максимальної швидкості для кур'єрів та нормативного часу для комунікації з клієнтом;
- Встановлення максимального радіусу між магазинами для комбінованих змін у різних локаціях (магазин /«Dark Store»).

2. Forecast & Optimization Layer. Щоб розробити точну модель часових рядів для прогнозування кількості замовлень в рамках першого модуля даного компонента, було використано кілька наборів даних. Цільову метрику було отримано як результат агрегації транзакційних даних, тоді як регресори склалися з даних про погоду, набору даних про тривалість повітряних тривог і списку свят. Для побудови автономної СППР, що надає змогу підбирати оптимальну модель для покращення точності прогнозування кількості замовлень як ключового драйверу була використана методологія, що була описана в підрозділі 2.1.

На першому етапі у відповідності з компонентом «The Data and Business Inputs Layer» історичні дані щодо замовлень перерозподіляються для узгодження з поточними конфігураціями полігонів доставки для більш стійкої оцінки динаміки продажів кожного окремого полігону мережі. Наступний крок передбачає виявлення аномалій за допомогою методу IQR, який передбачає використання міжквартильного діапазону як надійного методу вимірювання дисперсії, для виявлення та обробки аномалій у вхідному наборі даних (рис. 3.3). IQR як міра статистичної дисперсії, що представляє діапазон між першим і

третім квантилем набору даних, забезпечує більш стійкий спосіб виявлення та обробки аномалій. Даний підхід є особливо корисним у ситуаціях, коли дані можуть демонструвати спотворені розподіли або містити викиди, які можуть надмірно вплинути на статистичні оцінки [187].

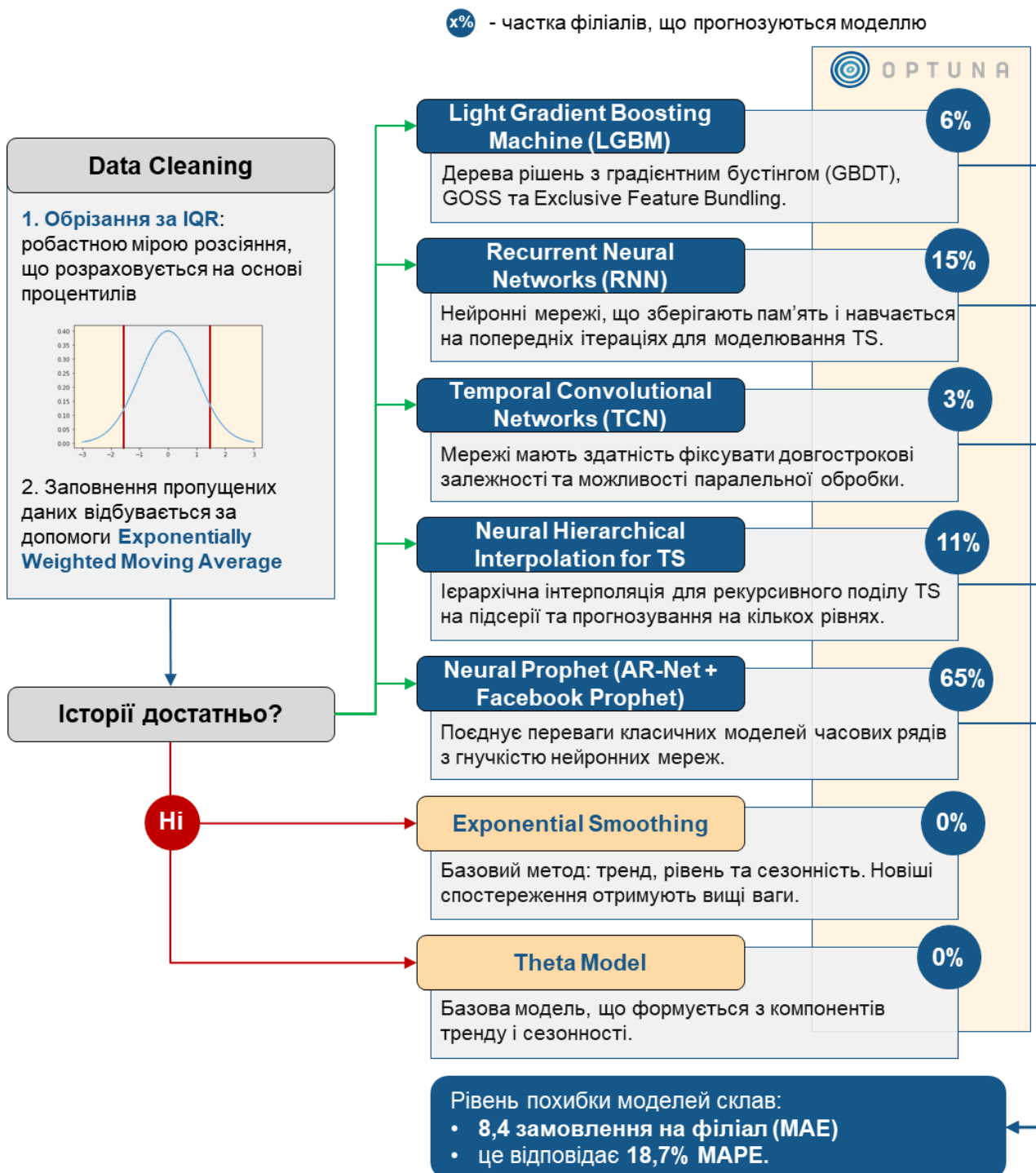


Рис. 3.3. Підхід для вибору оптимального методу прогнозування кількості замовлень функції електронної комерції продуктового ритейлера

Джерело: побудовано автором.

Механіка ідентифікації аномалії за використання IQR реалізується шляхом обчислення діапазону, в якому знаходиться більшість точок вибірки, а спостереження, що виходять за межі цього діапазону, вважаються потенційними аномаліями. Використання IQR дозволяє також зменшити час на обробку даних у порівнянні із застосуванням методів кластеризації, що значно сповільнюють частоту перенавчання моделі. Така властивість є критично важливою при побудові СППР, що спирається на індивідуальні моделі машинного навчання для кожного об'єкту мережі. Ідентифіковані аномальні спостереження заповнюються за допомогою класичної моделі експоненційно зваженого ковзного середнього. Такий двоетапний процес забезпечує комплексний підхід до виявлення аномалій і усуває пропущені дані, підвищуючи надійність та стійкість сформованих моделей за найменшого рівня навантаження СППР.

У випадках, коли історичні дані обмежені, запропонована СППР надає можливість вибрати фундаментальні методи апроксимації, а саме експоненціальне згладжування та тета-модель, що були описані в підрозділі 2.1. На поточному етапі дослідження для усіх об'єктів мережі накопичена достатня кількість спостережень для використання більш просунутих моделей машинного навчання, рекурентних нейронних мереж та їх синергетичних комплексних рішень. Однак у сценаріях, коли мережа включає новий об'єкт чи регіон (деокупація міст присутності мережі ритейлу) з обмеженими історичними даними, система все ще може надати прогноз, хоча й із пониженою точністю, що служить драйвером для формування графіків роботи кур'єрів.

Коли доступна достатня історія, система проводить аналіз, оцінюючи різні класи моделей, щоб визначити найбільш ефективну архітектуру для кожного об'єкту мережі індивідуально. Для навчання та порівняння усього переліку класів моделей необхідно сформулювати єдиний підхід для крос-валідації та формування оцінки результатів на тестових наборах даних. В рамках даного дослідження була обрана бібліотека з відкритим кодом, що розроблена для прогнозування та моделювання часових рядів – Darts (Data Augmentation for Time Series) [77]. Darts побудовано за модульною структурою, що надає змогу легко

поєднувати компоненти різних класів моделей, функцій втрат, інструменти обробки даних, пошуку аномальних спостережень та оцінки результатів за стандартними метриками, такими як MAE чи MSE.

Інфраструктура оптимізації гіперпараметрів Optuna [2] використовується для автоматичного пошуку оптимальних гіперпараметрів, що підвищує ефективність навчання моделі та покращує загальну продуктивність. Optuna використовує алгоритм оптимізації для дослідження простору гіперпараметрів і пошуку конфігурацій, які призводять до найкращих результатів моделі. Метод крос-валідації k -fold використовується для оцінювання ефективності та можливості узагальнення моделі. Він полягає у поділі набору даних на k підмножин (фолдів) та ітеративному використанні $k - 1$ фолдів для тренування і одного для валідації моделі. Процес повторюється k разів, де кожен фолд використовується для валідації рівно один раз.



Рис. 3.4. Схематичне зображення механізму крос-валідації методом k -fold

Джерело: побудовано автором на основі [85].

Для адаптації проведення крос-валідації моделі часових рядів, метод передбачає поділ тестових даних на кілька підмножин у хронологічному порядку, розмір кожного з яких відображає період для заданого сценарію і

горизонту (рис. 3.4). Для модуля прогнозування використовується розмір підмножини горизонтом в 14 днів. Спочатку тренувальні дані використовуються для прогнозування першої підмножини з 14 днів, потім дана підмножина включається в тренувальні дані для прогнозування наступної підмножини, і таким чином модель повторно навчається та оновлює ваги параметрів.

Метод крос-валідації k -fold надає більш надійну оцінку ефективності моделі порівняно із одноразовим розділом на тренувальний та тестовий набори та сприяє уникненню перенавчання. Для відбору оптимальної моделі використовується RMSE. Як індикатори для моніторингу ефективності моделей прогнозування додатково використовуються такі метрики як MAE і MAPE. Отримані рейтинги визначаються пропорційно, забезпечуючи комплексну оцінку точності моделі.

Таблиця 3.1

Порівняння результативності моделей на проміжній ітерації відбору

Модель	Вага моделі за % випадків застосування	MAE	RMSE	MSE	MAPE
LGBM	6,1%	6,8	8,9	79,0	16%
NeuralProphet	65,4%	9,4	12,8	164,3	18%
N-HiTS	11,1%	6,4	7,9	63,4	20%
RNN	14,6%	7,3	9,7	94,2	21%
TCN	2,8%	6,4	8,3	68,5	18%
Всього	100%	8,4	11,5	131,9	19%

Джерело: побудовано автором на основі проміжних результатів моделювання СППР станом на 10.11.2023.

На одній з ітерацій моніторингу відбору моделей можна ідентифікувати, що NeuralProphet перевершує інші моделі в 65% випадків підбору оптимальної архітектури для прогнозування часових рядів (див. табл. 3.1). Однак варто відзначити, що решта 35% покриваються альтернативними моделями. Найкращі метрики точності за MAE та RMSE продемонстрували для окремих часових рядів методи моделювання за допомогою ШНМ: N-HiTS та TCN. Важливе спостереження полягає в тому, що повний перехід до нейронних моделей призводить до помітного зниження точності відповідно до метрики MAPE

(більш ніж на 5,4 в.п.). Таке спостереження свідчить про те, що, незважаючи на перевагу специфічних класів моделей прогнозування, не існує універсального методу, який може гарантовано перевершувати за точністю інші класи, підкреслюючи важливість урахування характеру даних при виборі архітектури.

Значну перевагу NeuralProphet (65% об'єктів мережі відповідно до таблиці 3.1) отримує завдяки здатності фіксувати нелінійні зв'язки і приховані патерни динаміки часових рядів, та інкорпорації регресорів з лагами за допомогою нейронної мережі із прихованими шарами (рис. 3.5). Серед інших переваг даного алгоритму варто зазначити можливість моделювати одночасно вплив кількох коливань сезонності різної частоти (протягом дня, тижня, місяця, року) та впливу святкових періодів, що є особливістю динаміки продажів у продуктовому ритейлі.

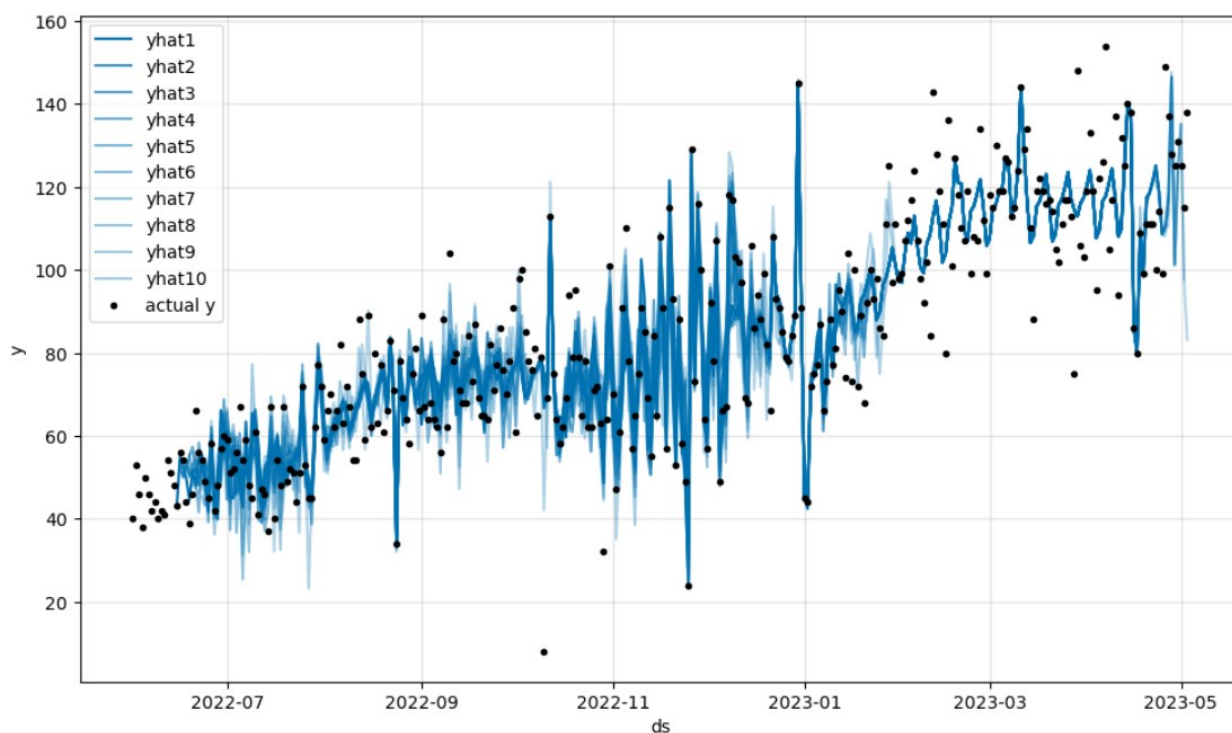


Рис. 3.5. Приклад результатів побудови прогнозу за допомогою алгоритму NeuralProphet

Джерело: побудовано автором на основі відкритої бібліотеки neuralprophet в рамках окремої ітерації тестування [177].

Використовуючи Neural Prophet в рамках окремого дослідження та верифікації результатів моделі можна сформувати декомпозицію прогнозу на

різні компоненти, такі як тренд, сезонність, свята та регресори (рис. 3.6). Такий функціонал надає змогу аналізувати вплив кожного з цих компонентів на загальні прогнозовані значення. Наприклад, за допомогою алгоритму можна виокремити вплив певного свята чи погодних умов на продажі та відповідно відкоригувати розподіл ресурсів в режимі реального часу. Отримані інсайти можна використовувати для виконання аналізу чутливості, моделювання сценаріїв для перевірки різних припущень і оптимізації стратегій розподілу ресурсів поза рамками СППР, а також в якості ручних коригувань графіку при непрогнозованій зміні погодних умов.

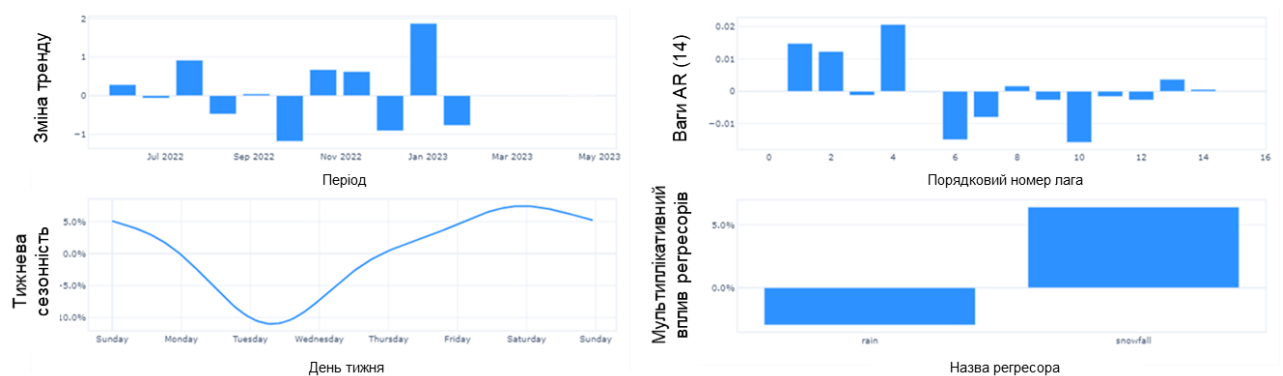


Рис. 3.6. Приклад декомпозиція часового ряду за допомогою NeuralProphet, що відображає вплив зміни коефіцієнту тренду, тижневої сезонності, впливу лагових значень (AR) і впливу погоди (дощ і сніг)

Джерело: побудовано автором на основі відкритої бібліотеки neuralprophet в рамках окремої ітерації тестування [177].

Отримавши двотижневий прогноз кількості замовлень за використання модуля прогнозування часових рядів, вихідні дані трансформуються в погодинну потребу в персоналі, використовуючи продуктивні метрики відвідуваності платформи електронної комерції та історичний фактичний розподіл погодинного попиту. Такий підхід надає змогу більш точно прогнозувати необхідну потребу в людському ресурсі на кожну годину чи слот дня, рекомендуючи оптимальну вмістимість слота в певний період дня для задоволення потреби споживачів.

Для перетворення прогнозованого попиту на оцінку потреби в специфічних транспортних засобах, необхідно враховувати різноманітні метрики реалізації кур'єром маршруту, що є специфічними для кожного

полігону доставки та кожного об'єкту мережі, серед яких стандартний інтервал слота, максимальна вантажопідйомність для кожного типу транспорту на маршрут, розподіл ваги замовлень, швидкість кожного типу транспорту на ділянці маршруту та середня протяжність маршруту. Поєднуючи дані показники із заданими бізнес-правилами, СППР може оцінити необхідну кількість кур'єрів для кожного часового слота доставки.

Результат оцінки необхідного людського ресурсу використовується для оптимізації планування транспортних засобів і забезпечення повного покриття попиту споживачів з виконанням обіцяного часу доставки («Click-To-Eat Promise»). Таким чином СППР надає змогу оптимізувати процеси кур'єрської служби, зменшити витрати на транспортування та підвищити рівень якості сервісу, і, як результат, рівень лояльності цільової аудиторії. Для того, щоб ефективно розподілити ресурс кур'єрів за відповідними робочими змінами, розроблено модель оптимізації. Модель оцінює доступність і переваги водія, враховуючи такі фактори, як обмеження максимального та мінімального робочого часу та стандарти робочої зміни. Мета полягає в тому, щоб звести до мінімуму час простою кур'єрів у години з пониженим рівнем попиту, гарантуючи, що всі поставки будуть виконані у відповідні часові проміжки у пікові години навантаження:

$$\min \sum_{d,p} |X_{ds} \cdot C_{sp} - RR_{dp}| \quad (3.2)$$

де d – день у горизонті планування, p – часовий слот дня d , s – зміна в день d , X_{ds} – кількість ресурсів для планування в день d для зміни s , C_{sp} – бінарний оператор (зміна s покриває період p), RR_{dp} – необхідна кількість ресурсів в день d для періоду p .

Обмеження моделі можна описати наступним чином:

$$X_{ds} \cdot C_{sp} \leq A \quad (3.3)$$

де A – максимальний дозволений ресурс в періоді.

$$X_{ds} \leq B \quad (3.4)$$

де B – максимальний ресурс на рівні слота.

$$X_{ds}, RR_{dp}, A \in \mathbb{Z}^*, C_{sp} \in \{0,1\} \quad (3.5)$$

Результатом оптимізаційної моделі є графік змін для кур'єрів доставки, який відповідає прогнозованому трафіку, метрикам виконання маршруту та доступності водіїв, мінімізуючи час простою кур'єрів та максимізуючи їх продуктивність. «Модуль оптимізації графіків» реалізований за допомогою відкритої бібліотеки `pyworkforce` [9] та доповнений відповідним функціоналом для формування оцінки СРО. Наступним кроком «Модуль алокації зв'язки Графік – кур'єр» враховує такі фактори як індивідуальні показники продуктивності кожного водія, його особистий рейтинг на основі оцінок клієнтів і його попередній графік роботи для поєднання створеного набору змін з відповідним кур'єром. Крім того, при розподілі змін алгоритм враховує переваги водія щодо вибору вихідних днів, а також попередній досвід роботи на полігоні доставки для уникнення частого переведення кур'єра між філіями.

Якщо алгоритм не може розподілити всі ресурси для покриття попиту на специфічному об'єкті мережі, кур'єру може бути запропонована зміна на сусідньому полігоні на основі матриці відстаней. Такий підхід забезпечує оптимізацію операцій доставки з точки зору розподілу ресурсів і мінімізує відстань, яку проїжджають водії, скорочуючи загальний час і вартість доставки.

Використовуючи запропоновані методи, оптимізаційна модель гарантує, що кожному кур'єру призначаються зміни справедливим та ефективним алгоритмом, беручи до уваги фактори продуктивності, особистих переваг та доступності. Результатом є оптимізований графік водіїв, що може бути адаптованим до неочікуваних змін та варіацій, забезпечуючи безперебійну та ефективну роботу кур'єрської служби.

3. Business Intelligence Layer. Для ефективного керування модулем планування ресурсів був розроблений окремий компонент СППР у вигляді набору інструментів Business Intelligence. Інтерактивні ВІ панелі

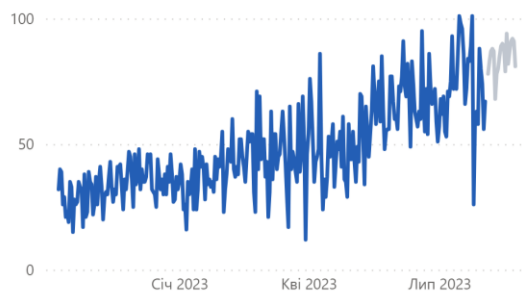
використовуються для надання ключової інформації для осіб, які приймають рішення в організації.

Перший компонент ВІ – це розклад кур'єрів за магазинами та об'єктами формату «Dark Store» (рис. 3.7). Даний компонент надає змогу забезпечити огляд та ідентифікацію оптимального розподілу ресурсів та коректності побудованих стандартизованих змін. Результати планування також інтегруються з кур'єрською платформою через API для надання миттєвого доступу до індивідуального графіку кожного кур'єра.

Полотно планування ресурсів

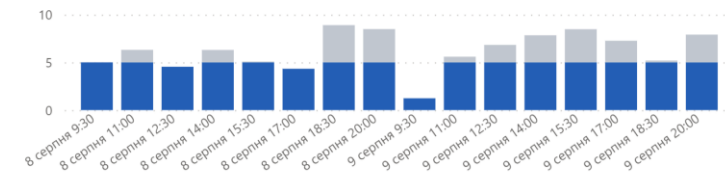
Факт/Прогноз замовлень

● Кількість замовлень ● Прогноз замовлень



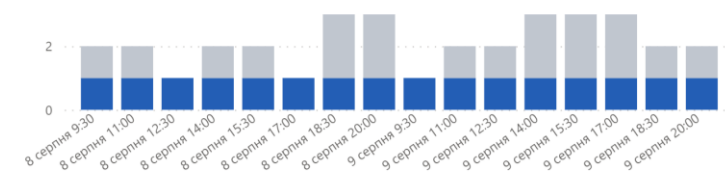
Прогнозування замовлень в розбивці за транспортом

● Прогноз замовлень авто ● Прогноз замовлень скутер



Планування ресурсу за транспортом

● Автомобілі ● Скутери



filialId	Транспорт	Графік	3	06.08.2023 07.08.2023 08.08.2023 09.08.2023 10.08.2023 11.08.2023 12.08.2023 13.08.2023 14.08.2023 15.08.2023 16.08.2023 17.08.2023 18.08.2023																							
				MinAbsDifference	MinRequiredResources																						
2041	Скутер	12:30 - 21:30	3		1							2	3		1											2	
		Усього	3		2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
		Усього	4	3	3	3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
		Усього	4	3	3	3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
2042	Автомобіль	09:30 - 20:00						1	1										1	1							
		09:30 - 21:30	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
		11:00 - 21:30	1				1							1						1							
		12:30 - 21:30		1	1			1				1			1	1					1						1
		Усього	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
		Усього	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
2043	Автомобіль	09:30 - 18:30												1													
		09:30 - 20:00																								1	
		09:30 - 21:30	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2				1		1	1
		Усього	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2				1		1
		Усього	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2				1		1
Скутер	09:30 - 18:30													2													2
	09:30 - 20:00		1											1													1

Рис. 3.7. Приклад реалізації інструмента Business Intelligence: розклад кур'єрів за магазинами та об'єктами формату «Dark Store»

Джерело: побудовано автором в рамках СППР за допомогою Power BI.

Другий компонент ВІ – моніторинг ефективності ключових показників (KPI, Key Performance Indicators) системи планування ресурсів у реальному часі. Наприклад, панель монітора містить такі показники, як швидкість виконання замовлень («Click-to-Eat») та її декомпозицію на час очікування, доставки та комунікацію з клієнтом, середня оцінка за замовлення, частка замовлень доставлених вчасно, частка замовлень доставлених кожним типом транспорту,

сума робочих годин кур'єрів та продуктивність. Відстежуючи ці КРІ, зацікавлені сторони можуть визначити сфери вдосконалення та внести необхідні корективи в систему ручним шляхом. Метрики розбиті в динаміці та в розрізі кур'єрів та логістів, що відповідальні за контроль виконання маршрутів та в географічній площині полігонів доставки.

Третім компонентом ВІ є Ad-Нос аналіз драйверів, що надає змогу проводити аналіз результативності кур'єрів в режимі реального часу на основі таких показників, як продуктивність, швидкість та вчасність доставки та оцінки клієнтів. Компонент дає змогу виявляти патерни відхилення метрик та рекомендувати дії для уникнення втрат потенційних продажів.

Інтеграція та відповідно пілотування СППР, що надає змогу автоматично формувати оптимальні графіки відносно прогнозу кількості замовлень на основі методів машинного навчання, відбувались поступово. Серед значних перешкод для успішного використання системи був перехід кур'єрів від звичних графіків до коротких змін та необхідності змінювати опорні полігони для покращення рівня продуктивності. Проте можливість індивідуально отримувати вищу компенсацію за годину роботи без значних простоїв стимулював кур'єрів дотримуватись та відчутти перевагу запропонованого графіку на основі СППР.

На початку пілотування проєкту була зафіксована цільова метрика успішності проєкту імплементації СППР, а саме метрика продуктивності, що розраховуються як співвідношення кількості замовлень на одну годину роботи кур'єра відповідно до графіку роботи. Як результат в середньому для кожної філії після переходу від ручного планування до використання СППР, середня продуктивність зростала на 4,4% тиждень до тижня. Після розгортання СППР на всі філії мережі продуктивність зросла на 24,1%, що мало одночасно фінансовий ефект на скороченні вартості одного замовлення (CPO) на 3% та росту індивідуального рівня компенсації кур'єрів. Варто зазначити, що на даному етапі фіксації результатів, існує значний потенційний фінансовий ефект при повній інтеграції СППР в операційну діяльність мережі та скороченні вимог щодо мінімальної тривалості зміни. За допомогою симуляцій найбільш агресивних

сценаріїв потенційний ефект на СРО може сягати до 16%. Отримані результати підкреслюють успішність застосування СППР та можливий потенціал внаслідок розвитку її функціоналу і трансформації бізнес-процесів компанії.

3.2. Моделювання системи підтримки прийняття інвестиційних рішень щодо розширення мережі продуктового ритейлера

Як зазначалось в підрозділі 2.2 та 2.3 основним напрямком інвестиційної діяльності для компаній на ринку продуктового ритейлу є органічне розширення, що реалізується шляхом відкриття нових торгових точок. Дана стратегічна ініціатива сприяє розширенню аудиторії шляхом збільшення покриття географічного охоплення на нові регіони або підвищення доступності послуг для більш широких верств населення. Традиційно процес прийняття рішення щодо відкриття магазину формується на основі атрибутів зовнішнього розташування, що охоплює такі змінні, як щільність населення, динаміка побудови житлової нерухомості та оцінки конкурентного середовища поблизу локації розташування потенційного об'єкту мережі [109].

Однак зміна середовища, особливо спричинена швидким зростанням і поглибленням впливу електронної комерції, спричинила значні зміни прибутковості та ефективності традиційних В&М форматів продуктового ритейлу. Такі зміни пов'язані з поведінкою покупців, що значно змінилась під впливом пандемії COVID-19, що стала каталізатором трансформаційних змін у споживчих уподобаннях на українському ринку. Це, у свою чергу, прискорило цифрову трансформацію сектора продуктового ритейлу, сприяючи сплеску впровадження послуг доставки. Як зазначено в комплексному дослідженні, проведеному компанією Deloitte [207], з'явилася помітна тенденція, коли темпи зростання онлайн-продажів помітно випереджають темпи зростання звичайних офлайн-каналів.

У рамках вищезазначених тенденцій ринку традиційна мережа супермаркетів змушена підходити до своєї стратегії розвитку та розширення з підвищеною ефективністю. Залучення вільного грошового потоку для

реінвестування у розширення мережі вимагає оптимального підходу до підбору локації та формату запуску магазину, так як зі зростанням електронної комерції дохідність та цінність від інвестицій у додатковий квадратний метр фізичного простору скорочується. Таким чином для продуктового ритейлера, що бажає підвищити внутрішню норму прибутковості інвестицій із застосуванням просунутих методів машинного навчання існує необхідність у побудові ефективної комплексної системи підтримки прийняття інвестиційних рішень.

Фінансові СППР почали з'являтися у 1980-х роках, і були розроблені та впроваджені Execucom Systems та American Airlines [94]. Першим комерційним інструментом для побудови СППР на основі фінансових моделей була система IFPS (Інтерактивна система фінансового планування), що була розроблена Дж. Р. Вагнером наприкінці 1970-х років [143]. СППР надає змогу користувачам створювати імітаційні моделі та аналізувати фінансові сценарії в інтерактивному режимі. Розроблене компанією IBM у 1960-х роках програмне забезпечення ExecuCalc було першою СППР для фінансових розрахунків і планування, що відіграло вирішальну роль у популяризації кількісного аналізу у фінансах.

Постійні наукові зусилля запропонували різноманітні схеми проектування, покращуючи функціональні можливості та розширюючи сфери застосування фінансових СППР. Останні дослідження зосередили свою увагу на розвитку систем підтримки фінансових рішень. Дослідження, авторами якого є Ї. Жу, О. Ц. Сан, і Ю. Лю [199], зосереджено на розробці та впровадженні системи підтримки фінансових рішень підприємства, що побудована на основі технологій Business Intelligence (BI). Завдяки поглибленому дослідженню дизайну та підходів до впровадження СППР в роботі авторів описано, як можна використовувати принципи BI для розширення можливостей прийняття більш обґрунтованих і стратегічних фінансових рішень. Дослідження Т. Цзя [94] розкриває підхід до проектування цифрової та інтелектуальної системи підтримки прийняття фінансових рішень із використанням ШІ.

Дослідження, проведені В. Козловим, Т. Томашевською та М. Кузнецовим [215], присвячені застосуванню оптимізаційних моделей у

системах підтримки фінансових рішень (СППР). В дослідженні описано архітектуру СППР, підкреслюючи взаємодію між ключовими компонентами, такими як інтерфейс користувача, база даних, аналітичні інструменти та комунікаційна інфраструктура. Функціональна модель СППР пояснюється запропонованою блок-схемою, що охоплює три основні підсистеми. Відкрита архітектура системи забезпечує можливість адаптації для розширення та інтеграції із зовнішніми базами даних.

Нові дослідження також фокусуються на використанні СППР для ініціювання відкриття нових магазинів у сфері продуктового ритейлу. Дослідницька стаття, написана М. Харахапом [72] заглиблюється в стратегічну сферу визначення оптимального місця розташування для точок продажу. Використовуючи надійну структуру СППР у поєднанні з методом простого адитивного зважування SAW (Simple Additive Weighting), дослідження представляє складний, але практичний підхід до вирішення завдання визначення оптимальних локацій для розміщення магазинів.

Не зважаючи на велику кількість програмних рішень для фінансового моделювання та планування від лідерів ринку (рис. 3.8) та досліджень щодо розробки та імплементації СППР для прийняття фінансових рішень, не існує універсальних рекомендацій щодо формування системи прийняття інвестиційних рішень функції корпоративних фінансів, що поєднує в рамках архітектури можливість агрегації даних та оцінки результатів прийнятих рішень, пошуку атрибутів для ідентифікації патернів прийняття успішних рішень, застосування машинного навчання для формування рекомендацій та застосунку для інтерактивного дослідження динаміки і пошуку шляхів покращення інвестиційних проектів компанії. Саме тому в рамках даного дослідження визначена необхідність побудувати надійну систему підтримки, адаптовану для покращення інвестиційних рішень на прикладі гравця ринку продуктового ритейлу. Основна мета побудови СППР полягає в оптимізації процесу прийняття рішень щодо відкриття нових локацій, одночасно вивчаючи шляхи підвищення загальної прибутковості портфелю проектів компанії.

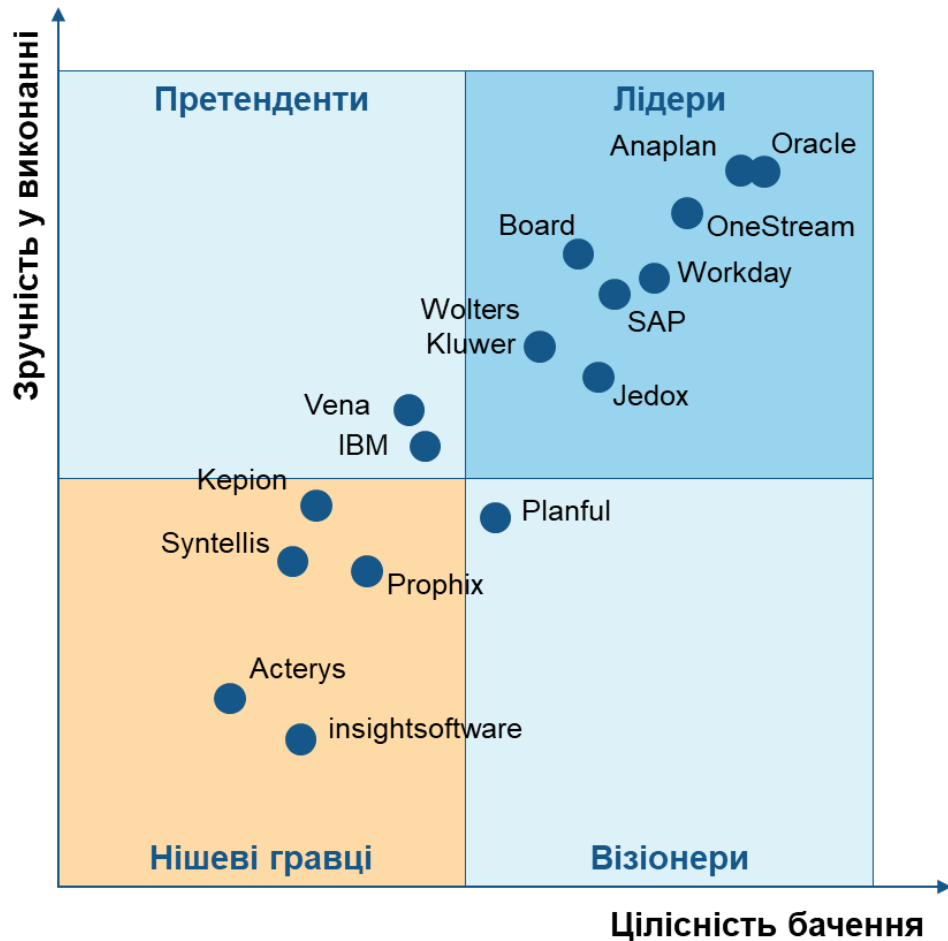


Рис. 3.8. Матриця лідерства продуктивних рішень для фінансового планування «Магічний квадрант Gartner»

Джерело: відтворено дослідження Gartner в 2023-му році [30].

Розробка системи підтримки інвестиційних рішень може значно покращити процес прийняття стратегічних рішень щодо органічного розширення мережі продуктового ритейлу та надати ряд переваг:

1. Інсайти з використання великих масивів даних. Система підтримки інвестиційних рішень використовує широкий спектр джерел даних, включаючи демографічну інформацію, моделі поведінки споживачів, економічні показники та метрики, що описують вплив конкурентів, щоб надати ритейлерам повне розуміння потенціалу локального ринку. Такий підхід на основі даних надає змогу приймати більш точні рішення, визначаючи локації чи райони міста з високим потенціалом зростання та споживчим попитом.

2. Оптимізація місця розташування. СППР використовує складні алгоритми та геопросторовий аналіз для визначення оптимального розташування

магазинів на основі таких факторів, як щільність населення, рівень доходу, близькість до конкурентів та об'єктів транспортної інфраструктури. Даний функціонал гарантує, що кожен новий магазин має стратегічне розташування для максимальної відвідуваності та доступності споживачів.

3. Зменшення інвестиційних ризиків. Відкриття нових магазинів пов'язане з невід'ємними ризиками, включаючи конкуренцію, динаміку потенційної цільової аудиторії (побудова житлових комплексів чи наповненість ТРЦ орендаторами для підвищення відвідуваності в синергії з неконкурентними мережами ритейлу), зміну поведінки споживачів. СППР надає ритейлерам інструмент для оцінки та диверсифікації ризиків, що дозволяє їм приймати більш обґрунтовані рішення та ефективно розподіляти інвестиційні ресурси в динаміці.

4. Прогнози прибутковості. За допомогою фінансового моделювання та аналізу сценаріїв СППР може оцінити потенційну внутрішню норму прибутковості відкриття нових магазинів. Ритейлери можуть симулювати різні сценарії, коригуючи вхідні змінні, такі як розмір магазину, формат асортименту, підхід до ціноутворення та операційні витрати, щоб зрозуміти потенційний вплив на консолідований грошовий потік компанії перед прийняттям інвестиційних рішень. Даний підхід надає змогу поступово підвищувати інвестиційну дохідність портфелю проєктів компанії, стимулюючи вибір більш надійних локацій серед широкого діапазону.

5. Розподіл інвестиційних ресурсів. СППР допомагає ритейлерам оптимально розподіляти ресурси, визначаючи сфери з найвищим потенційним поверненням інвестицій, що запобігає перенасиченню окремих ринків і скеровує розподіл капіталу та людських ресурсів у сфери з найбільшими можливостями для зростання.

Запропонована архітектура для СППР розроблена для формування оптимального вибору нових проєктів відкриття магазинів та моніторингу результатів їх імплементації (рис. 3.9). Дана архітектура охоплює три взаємопов'язані компоненти, кожен з яких відіграє вирішальну роль у

забезпеченні ефективності процесу прийняття рішень:

1. Фундаментальним елементом системи є «*Data & Business Inputs Layer*», що відповідає за накопичення, трансформацію та агрегацію даних. Даний компонент комбінує дані з ряду корпоративних інформаційних систем та бізнес-правила, що описують методологію прийняття рішень в рамках інвестиційного комітету компанії. Головна роль компоненту полягає у забезпеченні консолідації даних з таких систем як SAP Financial Management System, транзакційних систем, внутрішніх та зовнішніх джерел інформації, що надає наступним компонентам СППР надійний і широкий набір інсайтів, формуючи фундамент для прийняття обґрунтованих інвестиційних рішень.

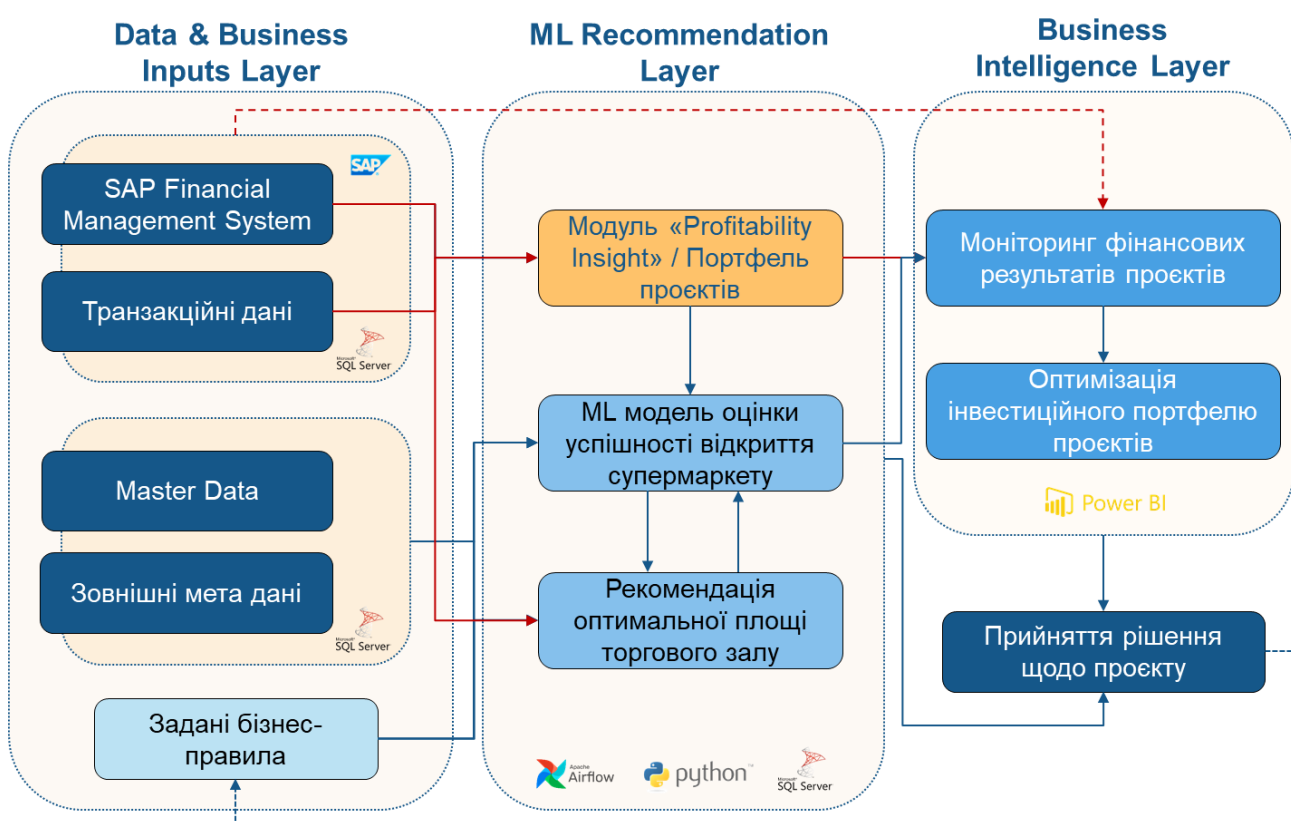


Рис. 3.9. Архітектура системи підтримки інвестиційних рішень

Джерело: розроблено автором.

2. Компонент «*ML Recommendation Layer*» використовує алгоритми машинного навчання для створення цілісної оцінки ймовірності успіху для кожного проекту та надання рекомендацій щодо оптимальних параметрів для відкриття нових магазинів з метою підвищення прибутковості портфелю інвестицій. Даний інноваційний підхід гарантує, що рішення ґрунтуються на

прогнозах, які формуються на основі великих масивів даних і забезпечують об'єктивну оцінку потенціалу фінансової вигоди від запуску нового проєкту.

3. «*Business Intelligence Layer*» надає змогу перетворити результати агрегації даних, оцінки проєктів, прогнозів алгоритмів машинного навчання у цілісний інструмент, що надає змогу користувачу відслідковувати рекомендації та моніторити успішність прийнятих рішень. Даний елемент служить зв'язком для консолідації та представлення комплексних даних у зрозумілому та візуально привабливому форматі. Завдяки інтуїтивно зрозумілим інформаційним панелям і динамічній візуалізації управлінський персонал отримує безперешкодний доступ до інформації, що надає можливість більш ефективно приймати рішення. Серед ключових показників ефективності прийнятих рішень щодо експансії можна виокремити: виручку, валову маржу, динаміку EBITDA та ключові показники прибутковості проєкту, такі як внутрішня норма прибутку (IRR) і чиста приведена вартість (NPV). Даний функціонал дає можливість особам, які приймають рішення, контролювати та відстежувати хід запускених проєктів та ситуативно та циклічно впливати на підхід до прийняття рішень щодо нових об'єктів. Надалі в рамках кожного компонента розглянемо детальний підхід до побудови та формування фінальних рекомендацій.

В рамках компонента «**Data & Business Inputs Layer**» СППР використовує кілька наборів даних у своєму сховищі даних для агрегації фінансових даних для оцінювання проєктів компанії. Джерела даних включають:

- *Система фінансового менеджменту SAP* (SAP Financial Management System): дані, пов'язані з управлінням ліквідністю та кеш-менеджментом, включаючи дані щодо залишків на банківських рахунках, проєкції грошових потоків та звіти про звірку банківських рахунків. Дане джерело також використовується для відображення фінансової звітності, включаючи балансовий звіт, звіт про доходи та звіт про рух грошових коштів. Для використання агрегованих даних на рівні філії у поєднанні з даними щодо атрибутів локації в рамках архітектурного рішення налаштовується реплікація даних до єдиного сховища даних (рис. 3.10).

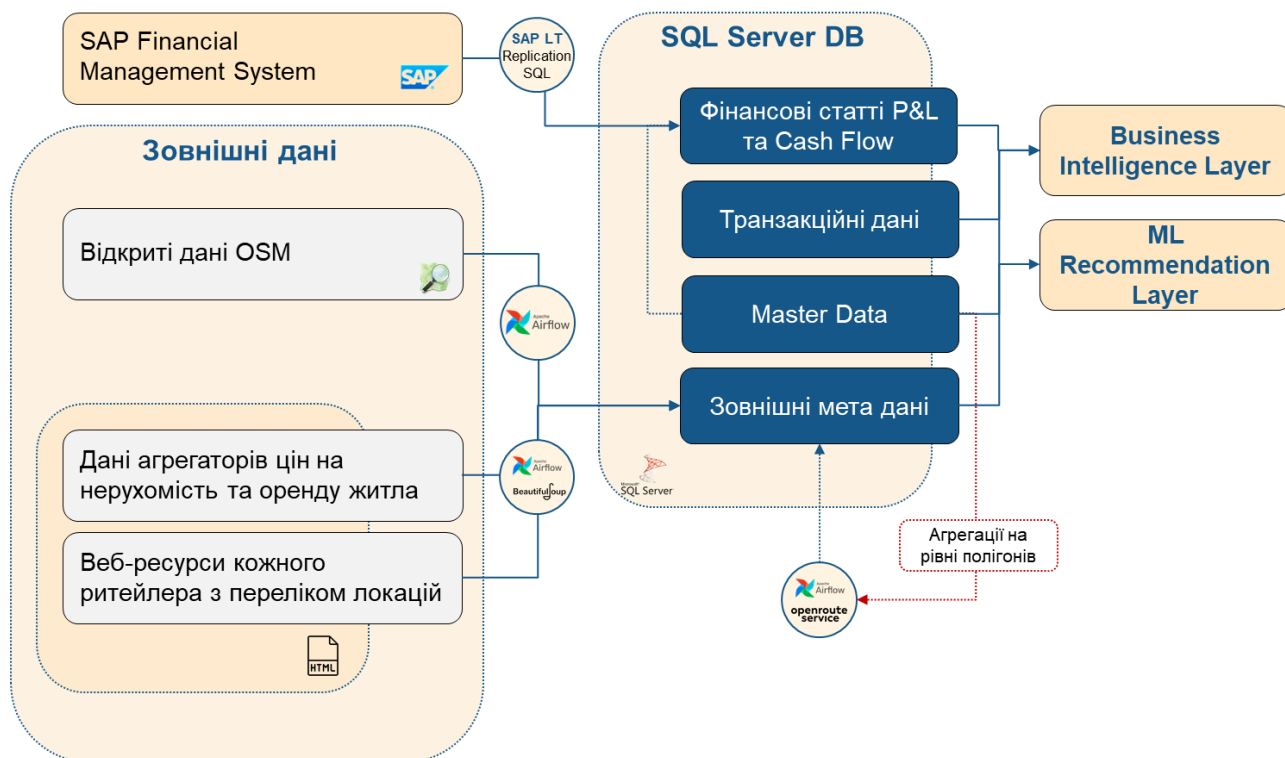


Рис. 3.10. Архітектура компоненту «Data & Business Inputs Layer» системи підтримки інвестиційних рішень

Джерело: розроблено автором.

- **Транзакційні дані** містять інформацію про придбані продукти, кількість, ціни, дати, дані карт лояльності для ідентифікації клієнтів мережі, способи оплати та будь-які відповідні застосовані знижки чи акції на рівні механік розрахунку фінальної ціни реалізації. Дані мають вирішальне значення для розуміння поведінки клієнтів, оцінки ефективності продукту, оптимізації цінових стратегій і прийняття обґрунтованих бізнес-рішень. В рамках СППР транзакційні дані використовуються для оцінки динаміки проєкту. Фінансові дані фіналізуються та агрегуються із місячною затримкою, що не дає можливості особам, які приймають рішення, відслідковувати ефективність прийнятих рішень в режимі реального часу і проактивно впливати на зміну результатів. Продажі є найбільш впливовим індикатором для оцінки потенціалу виходу проєкту на рівень операційної окупності.

- **Майстер-дані** (Master Data) включають специфічні для магазину характеристики, такі як загальна та торгова площа магазину, кількість касових апаратів і кас самообслуговування, асортиментний кластер, географічні

координати, кількість годин роботи магазину та всі індекси та атрибути, що надають змогу ефективно поєднувати дані з різних систем.

- **Блок зовнішніх джерел даних** – це модуль даних, що побудований на основі інструментів з відкритих джерел. Модуль консолідує інформацію про локальне ринкове середовище кожної відкритої локації та потенційних об'єктів експансії мережі, охоплюючи ключові атрибути міста, показники населення, щільність забудови і соціально-демографічний опис локації. Він надає дані щодо близькості об'єкта до центру міста, оцінює доступність паркувальних місць і використовує бінарні змінні, що описують чи розташоване місце в торговому чи бізнес центрі, біля певної категорії об'єктів інфраструктури, таких як лікарні, освітні заклади, транспортні магістралі тощо. Також модуль агрегує інформацію, що описують конкурентне середовище шляхом визначення кількості конкурентів за різного заданого радіусу, потенціалу їх впливу за різної асортиментної стратегії, оцінку площі торгового залу конкурентів та їх формату.

Базова оцінка населення, відстань до центру міста, оцінка кількості торговельних об'єктів за категоріями продажів, об'єктів NoReCa, банківських установ, загальноосвітніх навчальних закладів, державних і громадських установ, житлових комплексів, торгово-розважальних центрів та бізнес центрів та інші метрики формуються на основі відкритих даних з OpenStreetMap [133].

Для оцінки конкурентів та збору даних щодо щільності населення та купівельної спроможності в радіусі локації використовуються відкриті веб-сторінки як агрегаторів цін на нерухомість та оренду житла, так і сайти ритейлерів, що містять інформацію щодо локацій та графіків роботи об'єктів мережі. Для автоматизованого збору даних використовується Apache Airflow в поєднанні з модулем Python для аналізу HTML документів BeautifulSoup [71].

Для автоматизації збору цих даних використовується Apache Airflow (рис. 3.10) – відкрита платформа для оркестрування усіх операцій по обробці даних, що надає змогу контролювати і моніторити складні робочі процеси, що виконуються в локальних і хмарних середовищах [133]. Airflow використовує концепцію направлених ациклічних графів (DAG) для опису робочих процесів

та має вбудовані можливості для планування, запуску, моніторингу та управління робочими процесами.

Після збору усіх даних до єдиного сховища для підготовки вибірок для перенавчання моделей машинного навчання та підготовки «портфелю проєктів» усі дані агрегуються на рівні локації за допомогою OpenRouteService [132]. Основний компонент даного сервісу, що використовується для підготовки даних є метод формування ізохронів навколо заданої географічної точки, що у випадку даної СППР задається координатами філії. Ізохрона – це лінія на карті, яка з'єднує точки, що рівновіддалені від локації магазину за метрикою відстані чи часу, що необхідно подолати до споживача. Для більш об'єктивної оцінки покриття населення та оцінки кількісних метрик за торгівельними об'єктами чи конкурентами, що потрапляють в радіус, формуються полігони на основі ізохрон за тривалістю пішого руху в діапазонах 5, 10 та 15 хвилин від локації магазину.

На пілотній фазі тестування системи було обрано підмножину з 238 мережевих магазинів, що слугували тренувальним набором даних для підготовки системи рекомендацій. Вибрані магазини були сформовані на базі трьох мереж супермаркетів, що репрезентують формати: «магазин біля дому», м'який дискаунтер та преміум супермаркет. Детальний опис методології підготовки моделей був проведений в підрозділах 2.2 та 2.3.

Основним елементом компоненту СППР «**ML Recommendation Layer**», що відповідає за рекомендації на основі методів машинного навчання, є модуль «Profitability Insight», який часто називають «портфелем проєктів». Даний модуль служить механізмом, який не тільки оцінює потенційну прибутковість проєктів, але також функціонує у формі реєстру стратегічних ініціатив, які очікують на оцінку та вибір при плануванні портфелю інвестицій. Дані в цьому модулі підготовки збираються за допомогою інструменту оркестрування Airflow наступним чином:

1. Процес починається зі збору фінансовою системою SAP даних на основі фінансової звітності, що включають дохідні статті, витрати на фонд оплати

праці, логістику, оренду, комунальні витрати, амортизацію, відсотки за фінансовими операціями, податки та інші відповідні фінансові компоненти.

2. EBITDA розраховується шляхом підсумовування чистого прибутку (NI) і додавання витрат на амортизацію ($D \& A$), виплат відсотків за фінансовими операціями (IE) та податків (T):

$$EBITDA = NI + D \& A + IE + T \quad (3.6)$$

Даний показник надає змогу оцінити операційну ефективність компанії та здатність генерувати грошові потоки для фінансування розвитку. Також показник EBITDA часто використовується при порівнянні компаній та проєктів, оскільки він нормалізує відмінності в структурі капіталу та методах бухгалтерського обліку.

3. Вільний грошовий потік до власного капіталу FCFE (Free Cash Flow to Equity) розраховується на основі показника чистого прибутку шляхом урахування змін оборотного капіталу (ΔWC), капітальних витрат ($CapEx$), чистих запозичень (NB) та витрат на амортизацію ($D \& A$):

$$FCFE = NI + D \& A - \Delta WC - CapEx + NB \quad (3.7)$$

Отримана вартість відповідає фактичному фінансовому результату, що був згенерований бізнес-операціями. FCFE використовується для оцінки здатності компанії виплачувати дивіденди чи покривати борг. Високий або зростаючий FCFE може свідчити про здатність компанії створювати акціонерну вартість. Для проєкції грошових потоків використовуються базові метрики відношення статей витрат до виручки та їх усереднена оцінка для філій, які відповідають схожій тенденції до динаміки за кластерами DTW, що були описані в підрозділі 2.3. Для формування прогнозу ключового драйверу виручки використовуються модель прогнозування часових рядів на основі NeuralProphet що була описана в підрозділі 2.1.

4. NPV розраховується шляхом підсумовування приведених до поточного періоду минулих і майбутніх грошових потоків з вирахуванням початкових інвестицій для запуску проєкту (формула 2.21). Позитивний NPV вказує на те,

що очікується, що інвестиції принесуть цінність, а негативний NPV означає, що інвестиції можуть бути фінансово збитковими і не збільшать цінність для акціонерів компанії. Оцінка відкриття магазинів проводиться за припущенням використання виключно власного капіталу, що виключає можливість боргового фінансування. У цьому контексті застосована ставка дисконту базується на витратах, пов'язаних із залученням акціонерного капіталу. Для кількісного визначення вартості власного капіталу в оцінці використовується модель оцінки капітальних активів (Capital Asset Pricing Model – CAPM), що була детально описана в підрозділі 2.2.

5. IRR детермінується шляхом визначення ставки дисконту, за якої чиста приведена вартість майбутніх грошових потоків стає нульовою. Саме IRR використовується в СППР як основна метрика для порівняння проєктів, прийняття рішень щодо доцільності імплементації та трансформується в цільовий індикатор для формування класифікаційної моделі машинного навчання. Проте існує суттєвий недолік у використанні даного показника, коли проєкти можуть мати кілька значень IRR. Такі випадки можливі якщо грошові потоки FCFE чергуються від позитивного до негативного значення і навпаки. Для формалізації таких проєктів і включення їх в оцінку використовується альтернативна метрика модифікованого IRR [146]:

$$MIRR = \sqrt[T-1]{\frac{\sum_{t=1}^T CF_t^+ (1 + CoE)^{T-t}}{\left| \sum_{t=1}^T \frac{CF_t^-}{(1+r)^{t-1}} \right|}} - 1 \quad (3.8)$$

де $CF_t^+ \geq 0, CF_t^- < 0, r$ – задана ставка реінвестицій (як середньозважений рівень дохідності інвестицій портфелю проєктів $WIRR$). Для більш стійкої оцінки термінальної вартості проєкту (TV) замість традиційного підходу, коли TV розраховується як співвідношення $TV = CF_T (1 + g) / (CoE - g)$, де g відповідає за очікуваний рівень зростання в термінальному періоді, застосовується вихідна вартість, що сформована на основі ринкових мультиплікаторів для компаній

продуктового ритейлу [190] та скорегована на вартість капітальних інвестицій для підтримки проєкта (як частка від первинної суми). Підхід до визначення ринкового мультиплікатора компанії може бути розширеним методами машинного навчання для ідентифікації групи компаній-аналогів. Такий підхід описаний у роботі Л. Гур'янової, О. Панасенко, В. Гвоздицького, М. Угрюмова, В. Стрілець та С. Черниш [70], автори за допомоги методів класифікації та кластеризації пропонують модель для визначення класу компаній-аналогів та ефективної оцінки мультиплікаторів вартості компанії.

Проведення комплексної оцінки кожної окремої філії сприяє систематичному та послідовному процесу моніторингу, який проводиться щомісяця відповідно до завершення циклу звітності, що дає змогу динамічно оцінювати постійний вплив останніх фінансових показників на фактичну чи прогнозовану прибутковість кожного проєкту. Ретельно відстежуючи динаміку портфелю інвестиційних проєктів, особи, які приймають рішення можуть швидко визначати тенденції та потенційні напрямки для оптимізації у стратегії розширення. Крім того, набір даних, зібраний у результаті оцінок проєктів, служить цінним ресурсом для навчання та вдосконалення моделей машинного навчання. Використання історичних даних про результативність інвестицій та їх співвідношення з контекстуальними факторами, що описують проєкти, надає змогу розробити моделі для виявлення складних закономірностей, прогнозування майбутніх результатів і рекомендацій щодо вибору проєктів.

В модулі «ML модель оцінки успішності відкриття супермаркету» початкова система рекомендацій використовує цільову змінну для оцінки ймовірності успіху проєкту шляхом перетворення метрики IRR в порядкову змінну (формула 2.27). Використовуючи встановлену трьохрівневу змінну, що вказує на успішність відкриття магазину, можна побудувати класифікаційну модель машинного навчання для підтримки прийняття рішень. Набір даних, що використовується для оцінки проєкту містить широкий набір факторів [191]:

- Бінарні/порядкові фактори: структура власності (чи знаходиться об'єкт у власності чи в оренді), формат розташування (чи знаходиться магазин у

житловому масиві, торговому центрі чи бізнес-центрі), асортиментний кластер (категоризація на основі асортименту товарів).

- Номінальні ознаки: формат точки продажу (класифікація на магазин «біля дому» (convenience), дискаунтер, супермаркет чи супермаркет преміум-класу), регіон (географічне розташування магазину).

- Кількісні характеристики: капітальні витрати (інвестиції в будівництво та обладнання), загальна та торгова площа, відстань до різних ключових локальних інфраструктурних об'єктів (центр міста, найближчий торговий центр, бізнес-центр, автовокзали, метро, автомагістралі регіонального значення тощо), середня вартість нерухомості на квадратний метр в радіусі 1 км.

Обраний набір даних використовувався для тестування на кількох моделях машинного навчання, серед яких модель градієнтного бустингу LGBM виявилася оптимальною з точністю 88,4% на тестовому наборі даних [191]. Продуктові ритейлери можуть ефективно використовувати запропоновану модель в рамках СППР для прийняття стратегічних рішень. Завдяки автоматичній оцінці доступних локацій на основі запропонованих атрибутів модель може точно визначити пріоритетні локації, підвищуючи таким чином ефективність пошуку та прийняття рішень функціональному підрозділу компанії, що відповідає за розвиток мережі. Враховуючи високу точність класифікації моделі, вона стає потужним інструментом для підвищення прибутковості інвестиційного портфеля, оптимізації грошових потоків і зменшення інвестиційного тягаря, пов'язаного з оптимізацією менш перспективних проєктів. Для задання вхідних параметрів користувачу необхідно заповнити картку проєкту в зручному інтерфейсі корпоративного програмного забезпечення, що надає змогу отримати вхідні дані напряму в базу даних «Master Data». За допомогою платформи для оркестрування Airflow спрацьовує автоматичний тригер для запуску оцінки і за результатом опрацювання послідовності графу DAG, результат потрапляє в «Business Intelligence Layer».

Додатковий модуль в структурі рекомендацій машинного навчання – «Рекомендація оптимальної площі торгового залу» допомагає передбачити

різноманітні сценарії дохідності проєкту та операційної ефективності в залежності від площі торгового залу локації, що планується до запуску. Відповідно до тенденцій ринку продуктового ритейлу, першочерговою метою компанії при плануванні нової локації є оптимізація прибутку з квадратного метра торгового залу. Тим не менш, ритейлерам слід дотримуватися балансу, враховуючи, що певний поріг трафіку на квадратний метр може негативно вплинути на клієнтський досвід та якість сервісу. Занижена оцінка площі торгового залу може привести до надмірного скупчення людей у години пік, потенційної нестачі товарних залишків на полицях торгового залу магазину і створення некомфортних черг в касовій зоні, біля продуктових відділів та навіть між стелажми. Для усунення подібних випадків модуль використовує наступний підхід, що був детально описаний в підрозділі 2.3:

1. Розробка моделі машинного навчання для прогнозування продажів, що використовує зовнішні фактори та атрибути локації для оцінки продажів у години підвищеного трафіку.

2. Визначення оптимального співвідношення трафіку на квадратний метр для ідентифікації балансу, коли збільшення доходу не ставить під загрозу рівень сервісу для споживачів.

3. Симуляція максимального співвідношення з обмеженням щодо рівня задоволеності споживачів, що спирається на моделювання сценаріїв, спрямованих на максимізацію співвідношення трафіку до площі торгового залу магазину, дотримуючись обмежень на основі рівня задоволеності клієнтів, що ідентифікується на основі дослідження NPS.

Під час тестування моделей для прогнозування трафіку в пікові години було обрано алгоритм регресії на основі градієнтного бустингу CatBoost, що продемонструвала показник середньої абсолютної відсоткової помилки MAPE на рівні 16,4%. Модель значною мірою спирається на кластери, отримані з DTW алгоритму, які корисні для оцінки трафіку в пікові години, але схильні до помилок у класифікації супермаркетів, що відкриваються у нових регіонах або в ексклюзивних форматах, що може привести до значних відхилень прогнозів і

некоректних інвестиційних рішень. Основні показники розташування включають населення міста, віддаленість від центру, щільність населення в радіусі 1 км (на основі OSM) і наявність конкурентів (в т.ч. кількість, середня відстань, сумарна площа торгового залу конкурентів).

Таким чином «ML Recommendation Layer» надає змогу підтримати процес прийняття рішень та надати рекомендації щодо оцінювання доцільності відкриття магазину в локації із заданими атрибутами та оптимальної площі торгового залу для формування впливу на ймовірність успіху.

«Business Intelligence Layer» в рамках СППР дає змогу користувачам брати участь у комплексному процесі моніторингу, що надає їм змогу оцінювати ефективність своїх рішень, відстежувати поточний прогрес оцінки проєкту, визначати непередбачені фактори, які спричиняють відхилення від прогнозів моделі, та ідентифікувати причини фінансових втрат від проєктів, що повільно виходять на цільовий рівень окупності для цілеспрямованого покращення процесу прийняття рішень.

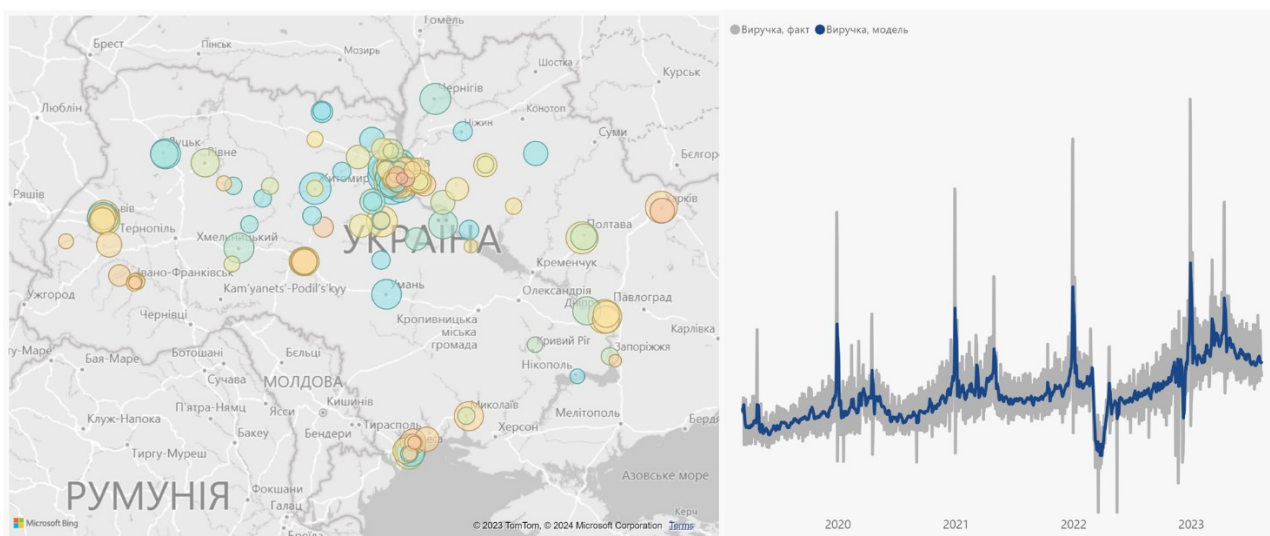


Рис. 3.11. Візуалізація моніторингу доходів і виконання стратегічного плану продажів в розрізі портфелю проєктів

Джерело: побудовано автором в рамках СППР за використання Power BI.

Моніторинг результативності проєктів реалізується через щомісячну переоцінку, що передбачає реплікацію даних після завершення циклу звітності. Інтерактивні панелі, спираючись на транзакційні дані, дають змогу формувати

моніторинг динаміки доходів за більш короткий період, забезпечуючи орієнтир для оцінки успіху запуску проєкта. Приклад реалізації описаного модуля можна розглянути на рис. 3.11, що демонструє застосування функцій моніторингу та їхню роль в оптимізації прийняття рішень і керуванні фінансовою життєздатністю проєкту.

Для відслідковування результатів оцінки та порівняння проєктів за усіма атрибутами, що збираються як з внутрішніх, так і з зовнішніх джерел даних сформована інтерактивна панель (рис. 3.12), що оновлюється відповідно до триггеру введення нового проєкту платформою Apache Airflow за аналогією до попередніх модулів в «ML Recommendation Layer».

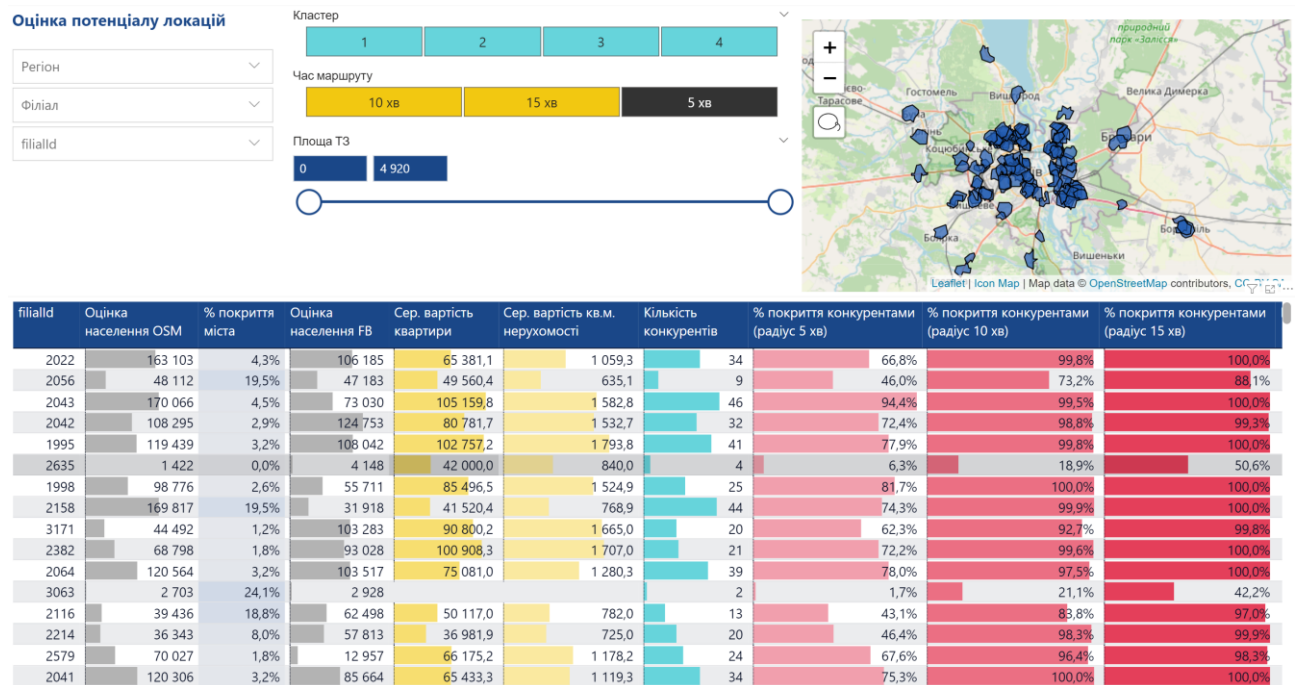


Рис. 3.12. Візуалізація ВІ компонента для моніторингу «Портфелю проєктів»

Джерело: побудовано автором а рамках СППР за використання Power BI.

Завдяки запропонованій архітектурі СППР продуктивний ритейлер зміг реалізувати низку процесів для підвищення ефективності на прикладі двох імплементованих проєктів після стадії пілотування:

- Збільшити частку успішних проєктів у портфелі інвестицій компанії;
- Максимізувати ефективність продажів формуючи оптимальну торгову площу у порівнянні з первинним комерційними пропозиціями;

- Скоротити витрати на комунальні послуги, оренду та витрати на оплату праці, прискорюючи досягнення точки беззбитковості;
- Оптимізувати бюджет інвестицій у наповнення магазину технологіями.

Варто зазначити, що система має ряд недоліків, які вимагають від користувача додаткового аналізу для прийняття ефективних рішень. Одним із помітних недоліків є відносно невеликий розмір вибірки, який потенційно може вплинути на точність рекомендацій, особливо коли йдеться про відкриття магазинів у нових регіонах або в нових форматах. Іншою потенційною проблемою є рівень стабільності моделі рекомендацій. Підхід до побудови ансамблів моделей допомагають підвищити стійкість прогнозів, проте обмежена кількість спостережень може призвести до неточностей через некоректне зважування даних під час навчання. Однак важливо підкреслити, що можливість адаптивного перенавчання системи пропонує потенціал для динамічного підвищення точності оцінки проєктів, оскільки розмір вибірки з розширенням мережі зростає.

Крім того, поточна вибірка базується на даних довоєнного періоду, що створює ризик помилки, особливо в регіонах, де спостерігається значна міграція населення. Для вирішення даної проблеми, включення найновіших джерел щодо переміщення населення буде мати вирішальне значення під час етапів вдосконалення функціоналу СППР. З розширенням вибірки недоліки, що були описані вище можуть нівелюватись, проте на етапі активного розширення мережі рекомендації СППР варто доповнювати внутрішньою експертизою представників компанії та проведенням окремих соціологічних досліджень та інтерв'ювання потенційних споживачів.

Розроблена система підтримки прийняття інвестиційних рішень має ряд напрямків додаткового дослідження для розширення функціоналу і покращення результатів точності рекомендацій. Інтеграція додаткових моделей для прийняття рішень щодо реконструкції магазину та впровадження нових технологічних рішень може значно розширити портфель проєктів. Як результат, варто відмітити, що модель має свої обмеження, проте її адаптивний функціонал,

потенціал для розширення та інтеграції з масштабними процесами прийняття рішень позиціонують її як цінний інструмент для стратегічного планування та оптимізації інвестицій у продуктового ритейлі, що перебуває на етапі значних трансформацій як в Україні, так і в світі.

3.3. Реалізація системи підтримки прийняття стратегічних рішень щодо формування оптимальних полігонів доставки кур'єрської служби

Сплеск зростання електронної комерції в часи пандемії COVID-19 був додатково стимульований оптимізацією логістики кур'єрської служби та швидкою адаптацією онлайн-платформ ключових ритейлерів ринку. Такі тенденції створили основу для фундаментальних змін у купівельній поведінці споживачів на ринку продуктового ритейлу та сприяли появі стратегії створення омніканального досвіду для синергії офлайн та онлайн каналів продажу на ринку продуктового ритейлу. Зростаючий попит споживачів на швидкі та ефективні послуги доставки стимулює ритейлерів вдосконалювати продуктові рішення та операційні процеси для масштабування послуги доставки «останньої милі» та агресивного захоплення більшої частки ринку у новому секторі. Серед напрямків розвитку ключові гравці обирають оптимізацію маршрутів доставки, розробку сучасних застосунків та скорочення часу збирання шляхом відкриття сучасних MFC та об'єктів формату «Dark Store» [110].

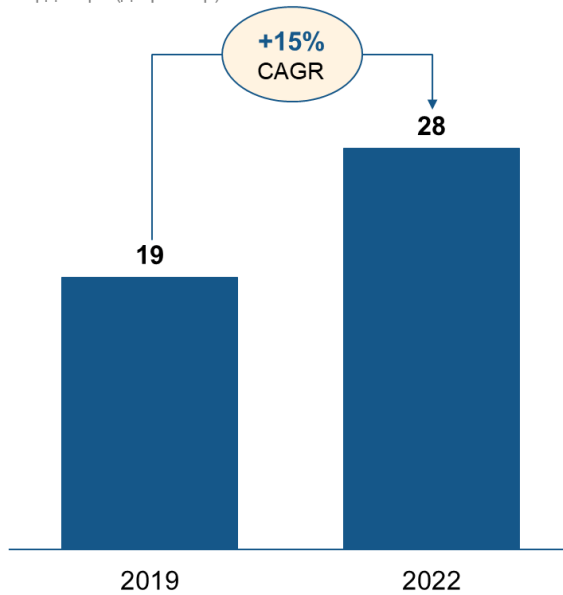
За оцінками McKinsey [41], європейський ринок доставки продуктів харчування демонструє щорічне зростання приблизно на 15% з 2019-го року, що вже вивело метрику проникнення електронної комерції до близько 6% від загального обсягу продажів у секторі продуктового ритейлу (рис. 3.13). Цифровий ринок перебуває в стані безперервної еволюції, що характеризується постійною появою та експериментуванням з новими послугами та способами доставки. Однак майбутнє ринку продуктового ритейлу, швидше за все, відобразатиме існуючі офлайн-послуги, що лише зможуть доповнюватись для надання зручного досвіду наступними сервісами [155]:

- Планова доставка на обраний слот чи визначений цільовий час, що

здійснюється традиційними B&M мережами супермаркетів, надаючи вибір широкого асортименту товарів (5 – 15 тис. SKU), а також конкурентні ціни на товари першої необхідності. В Україні такі послуги надають компанії Сільпо та Fozzy Cash & Carry, розвиваючи власні платформи електронної комерції, та інші найбільші гравці Auchan, Novus, Varus, використовуючи партнерські послуги доставки Zakaz.ua.

Динаміка європейського ринку доставки продуктів харчування (сервіси швидкої та планової доставки)

млрд Євро (дефлятор)



Динаміка penetрації сервісів доставки «останньої милі» на ринку продуктового ритейлу

%

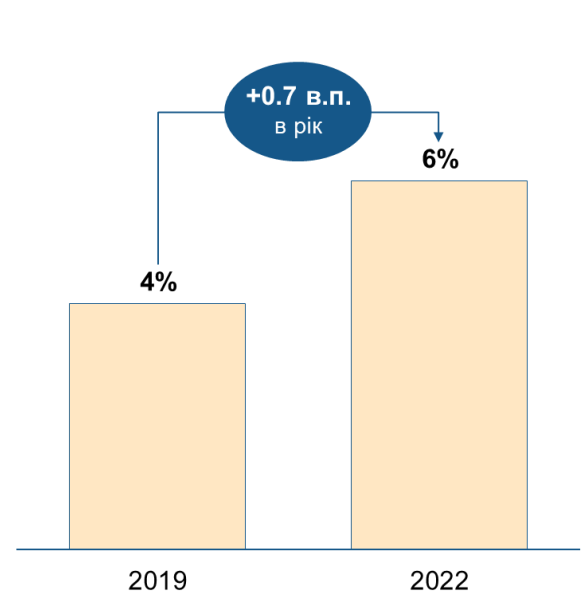


Рис. 3.13. Динаміка європейського ринку продуктів харчування за метриками загальної вартості ринку та частки від ринку продуктового ритейлу упродовж 2019-2022 рр.

Джерело: побудовано автором на основі [41, 54, 56, 168].

- Сервіс «миттєвої» (instant) доставки, цінність та конкурентна перевага якого формується на основі швидкості та якості обслуговування, насамперед для термінових і незапланованих потреб. Відомі європейські гравці, такі як Flink, Getir та Gorillas, надають послуги швидкої доставки споживачам, що готові формувати замовлення з обмеженого асортименту товарів (до 2 тис. SKU) [40]. Служби миттєвої доставки все частіше додають різні категорії, включаючи готові до вживання страви, прагнучи захопити більшу частку ринку і отримати синергетичний ефект від поєднання цільових аудиторій сегментів доставки

продуктів харчування та готових страв. В Україні такий ринок перебуває на початковій стадії розвитку і розвивається такими компаніями, як Loko та Glovo.

- «No-frills» (без надмірностей) сервіси, що функціонують за принципом дискаунтерів, які пропонують низьку мінімальну вартість замовлення та відсутність плати за доставку, підкреслюючи при цьому співвідношення ціни та якості в політиці ціноутворення. Такі компанії, як Picnic з Нідерландів, експериментують з даним сегментом, надаючи унікальну пропозицію послуги «Milk Run», коли електричні транспортні засоби компанії прибувають в певний мікрорайон міста лише раз чи двічі на день для оптимізації доставки та збільшення щільності замовлень.

З розвитком послуг доставки «останньої милі» продуктові ритейлери все частіше зустрічаються з важливим викликом в управлінні фінансовою ефективністю даної послуги та виходу на рівень операційної беззбитковості, не зважаючи на можливість синергії від використання офлайн-простору супермаркетів. За даними McKinsey [18], в середньому компанія, що функціонує на ринку продуктового ритейлу США в сегменті V&M, отримує позитивну маржу чистого прибутку в розмірі приблизно 4,0% від виручки. Навіть за більш консервативними оцінками А. Дамодарана [37], продуктові ритейлери отримують маржу чистого прибутку на рівні 1,9%. Однак операції в сегменті доставки «останньої милі» призводять до чистих збитків у розмірі близько -13% від виручки (рис. 3.14). Деякі продуктові магазини наразі використовують інструменти підвищення цін або введення комісії за онлайн-замовлення, щоб підтримувати позитивну економіку з розрахунку на одне замовлення, проте чутливість споживачів до вартості послуги достатньо висока, адже ринок тільки починає рости і насичуватись великою кількістю конкурентів, що нехтують миттєвими збитками, розраховуючи на швидке масштабування.

За поточними оцінками Bain & Company [97] гравцям на ринку доставки продуктів харчування треба збільшити середній чек купівлі вдвічі та кількість замовлень на 1 об'єкт формату «Dark Store» в чотири рази для досягнення позитивної маржинальності за ЕВІТ. За такої оцінки компаніям необхідно вийти

на 1,5 тис. замовлень в день, що часто для невеликих складських приміщень є неможливою задачею з точки зору максимальної продуктивності персоналу та частоти поповнення товарних залишків. З точки зору оцінки можливості покриття населення в радіусі доступності в 10 хв доставки для реалізації такої цільової метрики продажів впливає наступне обмеження, що полягає в обмеженості ринку та потенціалу для швидкого масштабування, зберігаючи позитивну маржинальність послуги.

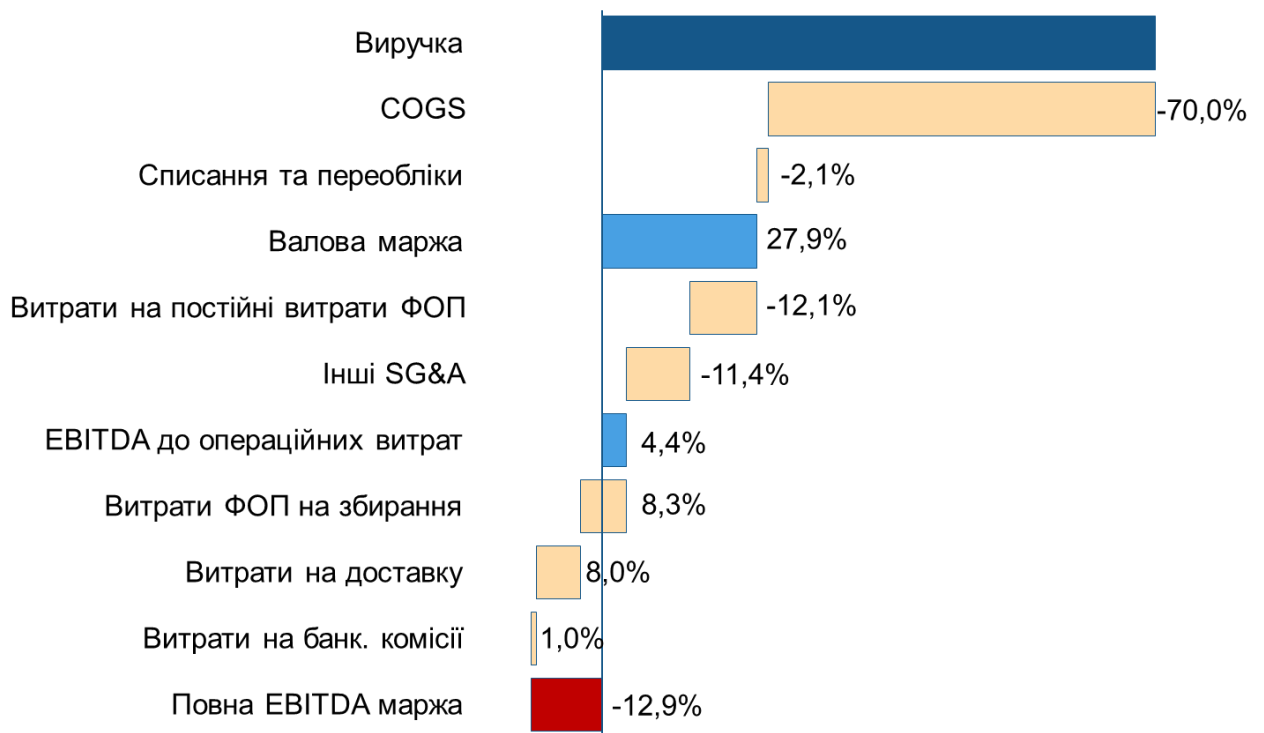


Рис. 3.14. Структура P&L послуги доставки «останньої милі» продуктового ритейлера

Джерело: побудовано автором на основі [18].

Основним обмеженням для досягнення позитивної маржинальності відповідно до структури P&L послуги доставки (рис. 3.14) лежить у процесах оптимізації витрат на доставку та комплектування замовлень. Витрати на оплату праці та накладні витрати на комплектування можуть становити близько 8,3% від виручки, і ще 8% – на доставку «останньої милі». Такі додаткові витрати у порівнянні з класичною бізнес-моделлю традиційного магазину (рис. 1.17) значно перевищують EBITDA маржу офлайн сегменту. Дана проблема ще більше ускладнюється при роботі у сегменті «миттєвої» доставки, коли клієнти

очікують швидкого виконання замовлень, що при нерівномірному навантаженні трафіку упродовж дня нівелює можливості до оптимізації витрат персоналу.

Описані виклики вказують на необхідність побудови інструменту, який може ефективно оптимізувати операційні витрати та підвищити маржинальність даної послуги для традиційного продуктового ритейлера. За нерівномірного розподілу замовлень в рамках мережі локацій для комплектування замовлень та неефективного розподілу зон покриття доставки, ритейлер втрачає хвилини на виконання замовлення, що трансформується в значні фінансові втрати. Для усунення проблеми некоректного формування покриття мережі та можливості автоматизовано будувати оптимізований розподіл полігонів доставки для максимізації ключових метрик маржинальності послуги, пропонується підхід до побудови системи підтримки прийняття стратегічних рішень на основі методів математичної оптимізації.

Наукові погляди авторів на стратегічний дизайн мережі в омніканальному продуктовому ритейлі значно еволюціонували упродовж багатьох років, особливо з появою та розвитком нових послуг доставки та інноваційних концепцій електронної комерції. Автори, що досліджують розвиток даного сегменту ринку, спостерігають зміну споживчих уподобань в сторону омніканального досвіду, коли споживачі очікують тісного зв'язку між онлайн і офлайн каналами ритейлу. Дослідження Д. Аксена та К. Алтинкемера [3] описує перехід від традиційного продуктового ритейлу до гібридної бізнес-моделі «click-and-mortar», зосереджуючись на DTC логістиці та розкриває рішення проблеми шляхом формулювання статичної задачі визначення місця розташування для локацій при формуванні ефективної мережі. В якості індикатора розглядається близькість покупця до найближчого відкритого магазину чи складу для реалізації своєчасної доставки, що є гарантією якості обслуговування для онлайн-покупців. У статті запропоновано методологію на основі розширеного метод релаксації Лагранжа в рамках процесу субградієнтної оптимізації в поєднанні з евристичним підходом для отримання рішень щодо вибору локацій. Методологія демонструє потенціал в ефективному вирішенні

статичної задачі визначення оптимальної локації ритейлерів, що переходять до омніканальної бізнес-моделі «click-and-mortar».

У статті Р. Ішфака та У. Раджа [91] розглядаються варіації моделей комплектування онлайн-замовлень, включаючи розподільчі центри, спеціалізовані центри виконання замовлень, В&М магазини та послуга прямого виконання замовлень постачальниками DTC. Результати дослідження показали, що розподільчі центри перевершують моделі комплектування замовлень з магазинів та DTC завдяки вищій ефективності. Однак дослідження показало, що ритейлери можуть використовувати свою мережу магазинів, щоб компенсувати вищі витрати шляхом оптимізації процесу доставки замовлень. У дослідженні М. Яневича, Д. Мерчана та М. Вінкенбаха [93] були проведені чисельні експерименти, щоб продемонструвати вплив диверсифікованого попиту споживачів та інноваційних особливостей розподільчої мережі на загальну ефективність бізнес-моделі ритейлера. Інтегрований підхід, запропонований у роботі, показав економічні переваги від оптимізації конфігурації логістичних мереж.

Наукова робота С. Детлефса, М. Остермайєра та А. Хюбнера [43] описує проблематику створення ефективних рішень зі сторони традиційних В&М ритейлерів щодо процесів обробки онлайн-замовлень, наголошуючи на зростаючій конкуренції з боку онлайн-ритейлерів. Дослідники також описують омніканальний підхід, що передбачає інтеграцію існуючих об'єктів традиційних мереж ритейлу, таких як розподільчі центри (РЦ) і магазини, в єдину концепцію «фулфілменту». Дана інтеграція особливо важлива для послуг швидкої доставки та надає змогу вирішити проблему маршрутизації транспортних засобів з декількома хабами (магазини та РЦ) шляхом розподілу замовлень на основі витрат на обробку та транспортування, а також наявних потужностей з доставки на локації. В роботі емпірично визначено ключові витрати, пов'язані з обробкою замовлень в магазинах, та розроблено метод оцінки повних витрат на виконання замовлень.

За результатами останніх досліджень авторів виникає необхідність побудови більш системного та універсального інструменту для динамічного розподілу полігонів покриття доставкою між локаціями, що відповідають за комплектуванням замовлень для реалізації фінансового ефекту та пошуку рішень для максимізації сукупної EBITDA маржі компанії. Для вирішення даного завдання була запропонована система підтримки прийняття стратегічних рішень, що була розроблена для оптимізації розподілу полігонів доставки «останньої милі», спираючись на аналіз великих масивів даних та алгоритмічне моделювання для покращення операційних та фінансових метрик ритейлера.

Архітектура СППР спрямована на досягнення найкращих показників маржі замовлення, враховуючи різні фактори, такі як валова маржа на основі основного асортименту V&M мережі, швидкість збирання замовлень в залежності від локації (торговий зал традиційного супермаркету чи об'єкт формату «Dark Store»), відстань до споживачів, а також витрати, пов'язані з орендною платою в об'єктах розташування. Система використовує алгоритмічні моделі та методи геопросторового аналізу для стратегічного визначення найбільш ефективних маршрутів доставки продуктів. Оцінюючи різні фактори, такі як географічні дані, попит споживачів та історичні патерни доставки, система оптимізує розподіл полігонів та маршрутів доставки.

Алгоритми оптимізації, що використовуються в системі, допомагають мінімізувати загальні транспортні витрати та час доставки, зменшити споживання палива та ефективно використовувати ресурси, такі як транспортні засоби та персонал (комплектувальники та кур'єри). Крім того, СППР забезпечує динамічну адаптивність, швидко змінюючи маршрути доставки у відповідь на зміни в реальному часі, такі як погода, трафік на дорогах або непередбачувані зміни в попиті на доставку. Крім того, система має на меті підвищити рівень задоволеності клієнтів, забезпечуючи швидку та вчасну доставку, що сприяє підвищенню лояльності та утриманню клієнтів. Відповідаючи очікуванням клієнтів, система позитивно впливає на лояльність споживачів, що потенційно

призводить до збільшення продажів і покращення метрик конверсії продуктового ритейлера.

Зрештою, дана система підтримки прийняття стратегічних рішень на основі даних для оптимізації розподілу полігонів доставки «останньої милі» сприяє комплексному підвищенню операційної ефективності, зниженню витрат, підвищенню рівня задоволеності клієнтів і, як наслідок, потенційним фінансовим вигодам у вигляді оптимізації показника EBITDA в секторі продуктового ритейлу. СППР була імплементована для української компанії, що охоплює понад 80 магазинів і об'єктів формату «Dark Store», що розташовані переважно у Києві та Київській області. Відповідно до вимог інтеграції з внутрішнім корпоративним програмним забезпеченням компанії була запропонована архітектура СППР, що складається з трьох компонентів (рис. 3.15):

1. Компонент «Data & Business Inputs Layer» відповідає за консолідацію різноманітних джерел даних в рамках єдиної платформи, серед яких:

- Фінансова система SAP, що виступає основою для консолідації фінансових метрик, серед яких валова маржа, витрати на розрахунково-касове обслуговування, оренду та фонд оплати праці. Фінансові дані допомагають оцінити економічну ефективність операцій з доставки та сприяють формуванню цільових метрик для прийняття стратегічних рішень щодо максимізації маржинальності.

- Транзакційна система, що збирає дані для опису частоти замовлень на рівні споживача та полігону, середньої суми чеку та інших факторів, що впливають на них. Джерело транзакційних даних має фундаментальне значення для оцінки поведінки клієнтів, патернів послуги доставки та, в поєднанні з даними SAP, прибутковості окремих замовлень. Аналіз частоти замовлень і середньої суми чека допомагає перерозподілити щільність замовлень, оптимізувати маршрути і визначити найбільш ефективні транспортні засоби та локації для підвищення їх маржинальності.

- Модуль «Master Data», що надає деталізовану інформацію про атрибути локацій: формат, асортиментний кластер, географічне розташування, площа

торгового залу та складу «Dark Store». Дана інформація є основою для ефективного розподілу замовлень між різними локаціями доставки. Розуміння географічного положення та максимальної кількості замовлень, що може опрацювати локація, в рамках системи математичної оптимізації сприяє підвищенню операційної ефективності та задоволеності клієнтів.

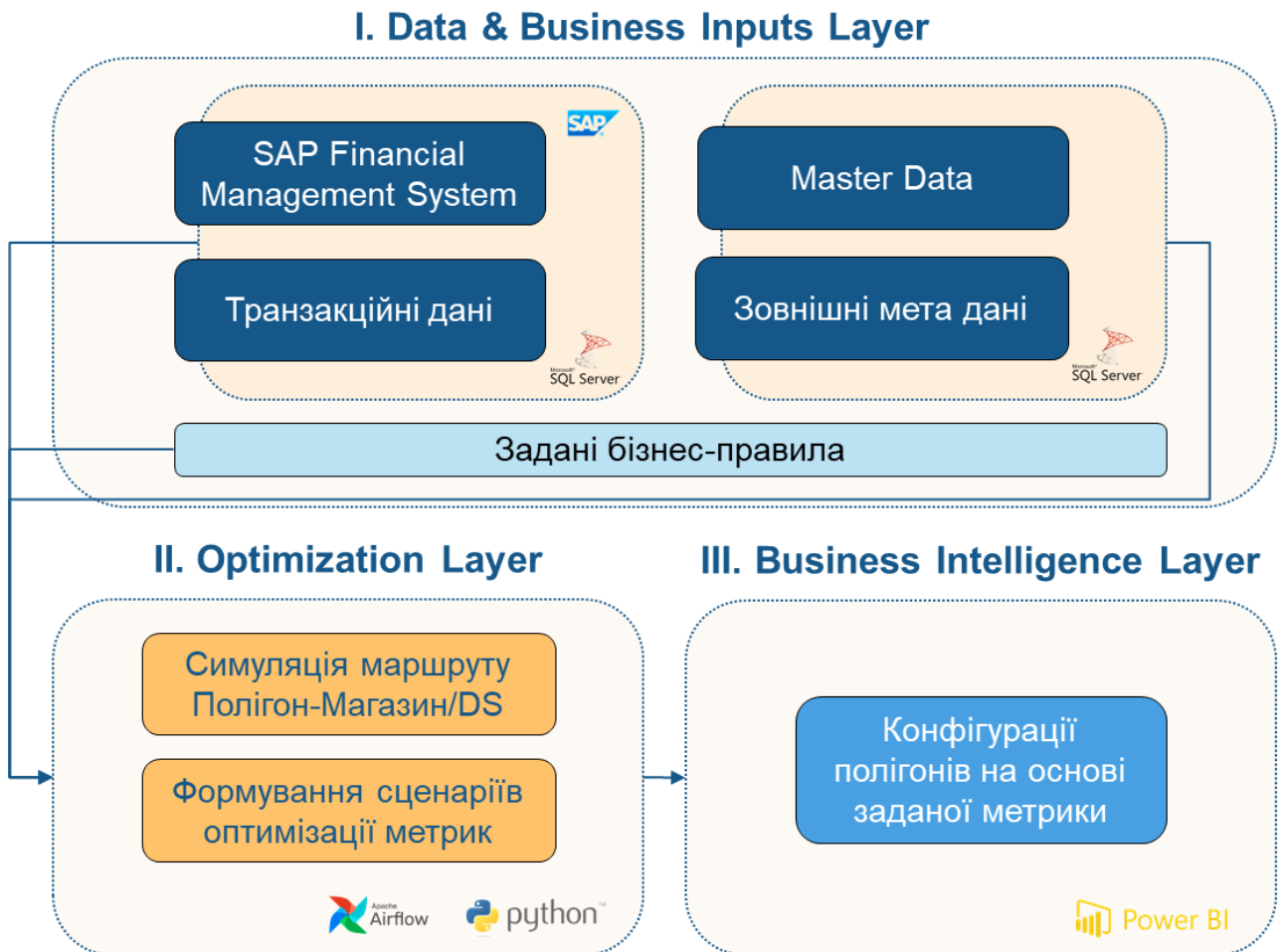


Рис. 3.15. Архітектура системи підтримки прийняття стратегічних рішень для оптимізації розподілу полігонів доставки «останньої милі»

Джерело: побудовано автором.

- Модуль зовнішніх мета даних, що включає детальні карти міст та збагачує алгоритм маршрутизації даними щодо планування транспортної інфраструктури у вигляді графів. Модуль надає змогу сегментувати карту міста на менші полігони для формулювання більш гранулярної задачі оптимізації, визначити найефективніші маршрути та підвищити цільові метрики процесу доставки.

- Визначені бізнес-правила описують атрибути розрахунку витрат, включаючи ставки оплати кур'єрів, максимальну відстань маршруту для різних

видів транспорту та витрати на паливо. Дані правила слугують орієнтирами для прийняття рішень, спрямовуючи систему на оптимізацію маршрутів доставки, ефективний вибір відповідних типів транспорту та управління операційними процесами, що в кінцевому підсумку сприяє підвищенню рентабельності та покращенню якості доставки.

Описані взаємопов'язані компоненти синергетично поєднуються завдяки єдиному сховищу даних на основі MSSQL та платформи для оркестрування завдань Apache Airflow, утворюючи надійну СППР, що використовує різноманітні джерела даних, аналітичні висновки та заздалегідь визначені рекомендації для оптимізації процесу доставки «останньої милі».

2. Компонент «Optimization Layer». В рамках модуля «Симуляція маршруту Полігон-Магазин/DS» застосовуються алгоритми оптимізації маршрутів доставки від локацій комплектування замовлень до споживачів. Даний процес включає в себе оцінку відстаней, що є критично важливим фактором для оцінки вартості доставки та є компонентом цільової функції задачі оптимізації полігонів, що впливає на фінансову результативність сервісу.

Першим етапом на основі метаданих за використання ресурсу OpenStreetMap формується перелік доріг, що охоплює як магістралі, так і внутрішні вуличні мережі в населеному пункті. Карта міста ділиться на мікрополігони (рис. 3.16), що надає змогу сегментувати маршрути та побудувати ефективний процес навігації кур'єрів. Алгоритм виконує геопросторове перетворення даних щодо вектору координат вулиці заданого міста, щоб сформувати компактні полігони на основі лінійних характеристик транспортних вузлів (LineString). Таке перетворення має важливе значення для міського картографування та транспортного аналізу, надаючи уявлення про схему вулиць міста та дозволяючи створювати спрощені полігони для представлення ділянок вулиць. Даний підхід підтверджує можливість пересування кур'єрів саме по дорожніх об'єктах, на відміну від підходів до розподілу зон покриття за допомогою діаграм Вороного, що часто використовуються дослідниками для вирішення задач формування оптимальних зон покриття [61, 127]. За

використання діаграми Вороного площина покриття ділиться на області на основі близькості до множини точок, ігноруючи технічні складності досягнення кур'єром локації, де знаходиться споживач.

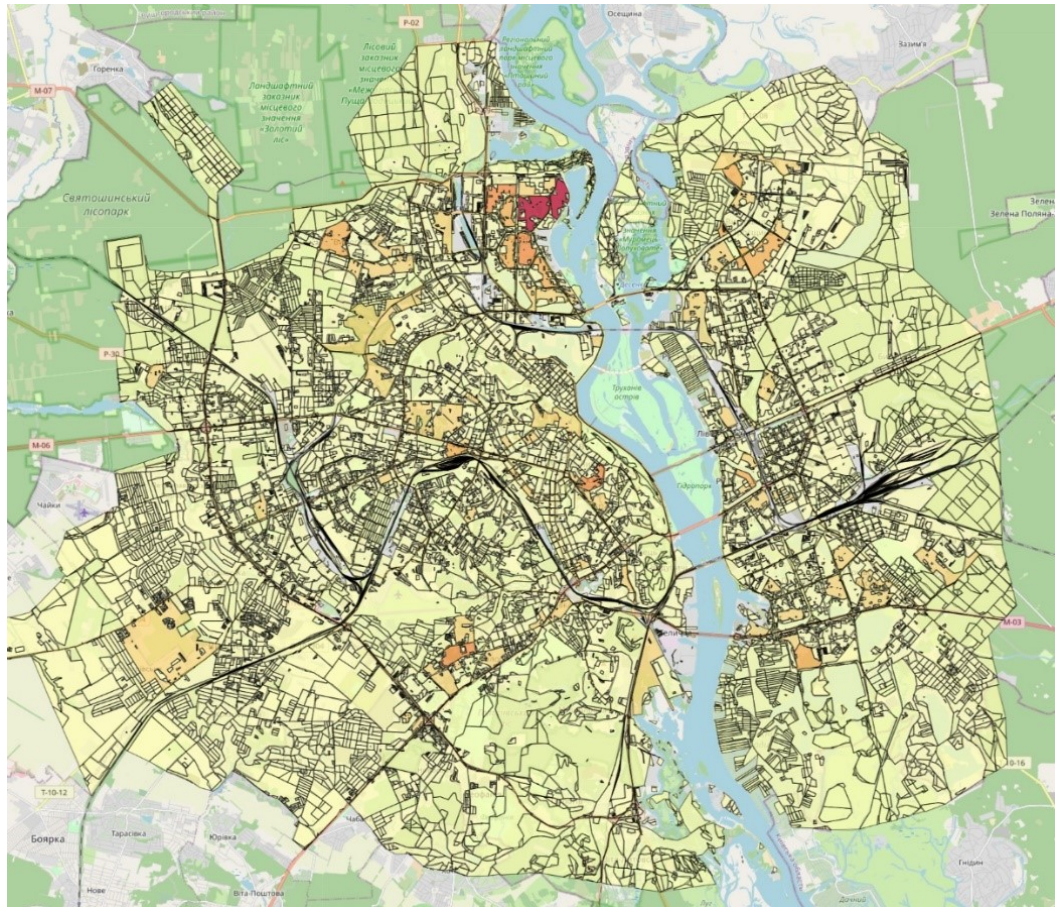


Рис. 3.16. Представлення карти Києва у розбивці на мікрополігони за допомогою даних щодо мережі доріг OpenStreetMap

Джерело: побудовано автором на основі бібліотеки Folium.

Алгоритм, що пропонується для поділу міста на полігони спочатку фільтрує дані OSM, що описують графічні об'єкти дорожніх сполучень, зберігаючи певний перелік класів доріг за якими можуть безперервно і в межах правил дорожнього руху пересуватись транспортні засоби та виключаючи пішохідні доріжки, стежки, мости, підземні переходи та інші елементи якими може скористатись кур'єр лише в рамках пішого руху. Наступним кроком модуль СППР обробляє дані геопросторового опису вулиць для створення менших сегментів форми LineString, що представляють окремі ділянки вулиць до перехресть. На основі сегментів LineString формуються мікрополігони за допомогою методу полігонізації з використанням відкритої бібліотеки для

роботи з геопросторовими даними Shapely, що є базовим підходом, який використовується в географічних інформаційних системах (ГІС).

Транзакційні дані дають змогу визначити щільність замовлень кожного мікрополігону в межах міста. У випадках, коли певні мікрополігони не мають історичних записів про транзакції, в геометричному центрі обмеженої області генерується єдиний віртуальний ордер, що застосовується для повної алокації усіх зон покриття доставки. Наступним кроком модуль СППР розраховує оптимальні маршрути від кожної локації, де формується комплектування замовлення до фактичних географічних точок транзакцій та штучно створених віртуальних точок (рис. 3.17). Маршрути формуються на основі графів, визначивши вузли (nodes) – локації комплектування та координати знаходження клієнта, та ребра (edges) – зв'язки між локаціями у формі дорожніх об'єктів. Далі кожне ребро описується атрибутами, такими як відстань та час у дорозі.

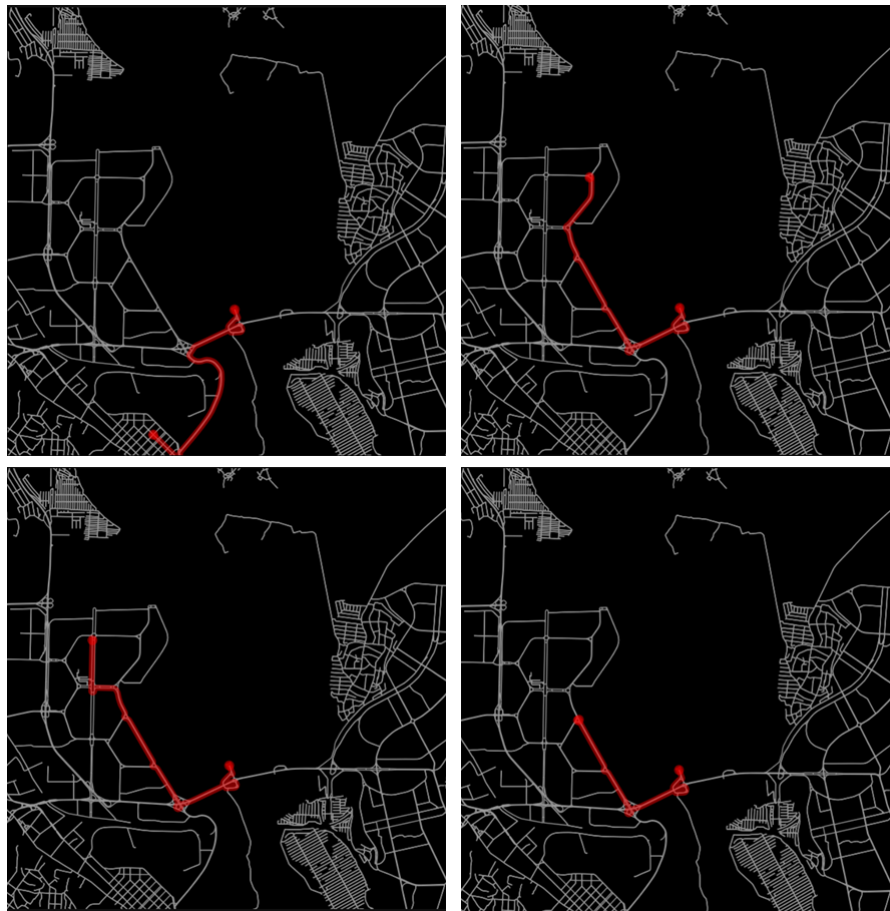


Рис. 3.17. Приклади симуляції маршрутів від найближчих чотирьох локацій комплектування до віртуального мікрополігона

Джерело: побудовано автором на основі бібліотеки osmnx.

Для формування оптимального шляху між вузлами графу розглядався вибір між алгоритмом Дейкстри та алгоритмом Беллмана-Форда, проте вибір був зроблений на користь першого. Алгоритм Дейкстри гарантує оптимальність, коли всі ваги ребер є невід'ємними та завжди знаходить найкоротші шляхи від вихідного вузла до всіх інших вузлів у графі. Алгоритм Беллмана-Форда має вищу часову складність $O(|E| \cdot |V|)$ (E – кількість ребер та V – кількість вузлів графу) порівняно з алгоритмом Дейкстри $O(|E| + |V| \log |V|)$, особливо в розріджених графах, що робить його менш ефективним методом для даного класу задач [171].

В модулі «Формування сценаріїв оптимізації метрик» вже на основі оцінки оптимальних маршрутів зв'язки філії комплектування i та мікрополігона j формується наступна задача оптимізації:

$$F = \langle FM^{\max}, CPO_{picking}^{\min}, CPO_{delivery}^{\min}, CPO_{total}^{\min}, EBITDA^{\max} \rangle \quad (3.9)$$

де F – цільова функція форма якої може бути обрана серед п'яти опцій:

- FM^{\max} – максимізація валової маржі, що спирається на асортимент локації, де відбувається збирання:

$$FM = \sum_{i=1}^n fm_i \cdot \left(\sum_{j=1}^m s_j \cdot x_{ij} \right) \quad (3.10)$$

де $x_{ij} \in \{0;1\}$ – бінарна матриця алокації мікрополігону $j, j = \overline{1, m}$ до локації комплектування замовлення $i, i = \overline{1, n}$, s_j – сума замовлень мікрополігону, а fm_i – валова маржа магазину звідки відбувається доставка.

- $CPO_{picking}^{\min}$ – мінімізація витрат на збирання на одне замовлення:

$$CPO_{picking} = \frac{tr_{picking} \cdot \sum_{i=1}^n p_i \cdot \left(\sum_{j=1}^m cn_j \cdot x_{ij} \right)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij}} \quad (3.11)$$

де $tr_{picking}$ – вартість збирання за од. часу, p_i – швидкість збирання на локації

(кількість секунд на 1 SKU), cn_j – кількість SKU в замовленнях. Вартість збирання $tr_{picking}$ – це скалярна величина, а p_i може сильно варіюватись в залежності від локації, рівня компетентності персоналу, зручності облаштування торговельного чи складського обладнання, можливості збирання тільки зі складу формату «Dark Store», торгового залу чи синергії двох локацій.

У разі поєднання збирання з «Dark Store» та торгового залу на швидкість можуть впливати ширина асортименту «Dark Store», частота та повнота поповнення товарних залишків, і зручність пересування між зонами збирання (кількість поверхів, наявність ліфтів тощо). Зокрема McKinsey [18] наводить наступні бенчмарки швидкості збирання в залежності від формату організації процесу збирання на рис. 3.18.

Порівняння швидкості збирання за типами локацій для комплектування

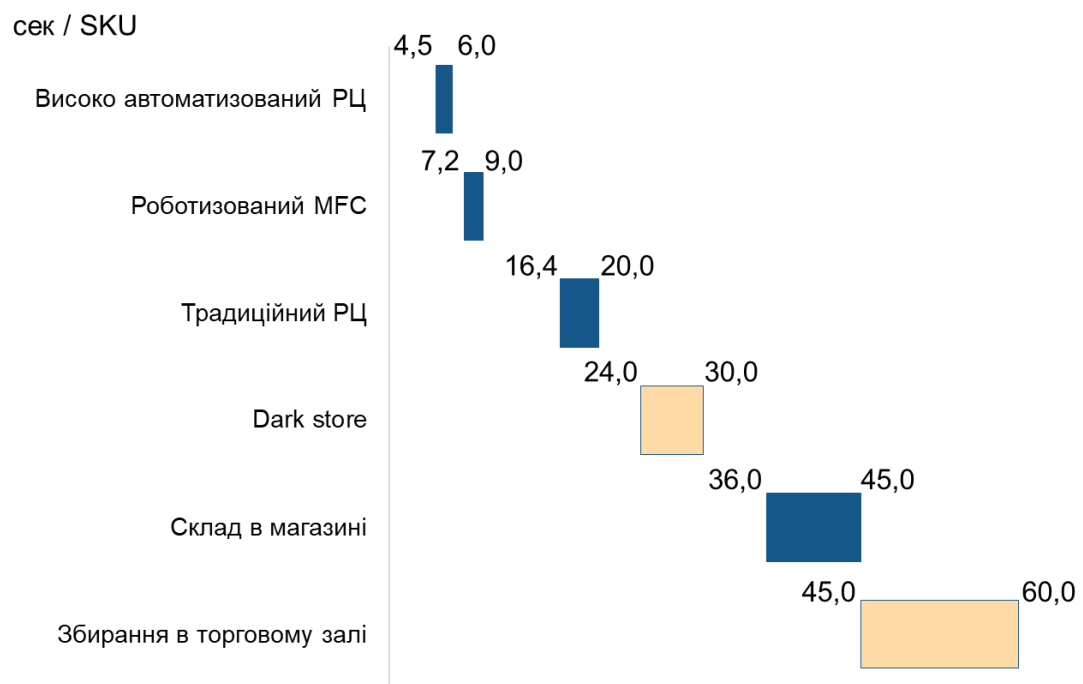


Рис. 3.18. Порівняння швидкості збирання (секунд на SKU) за типами локацій для комплектування

Джерело: побудовано автором на основі [18].

В рамках даного дослідження мережа продуктового ритейлу використовує тільки два формати локацій для збирання, проте як бачимо при зростанні щільності існує необхідність інвестицій у роботизований МФС на етапі масштабування до 550 замовлень в день на полігон, чи навіть до хабів формату

РЦ при збільшенні замовлень до 900 в день. Варто відмітити, що асортимент MFC може бути не таким широким як середнього супермаркету (до 8 тис. SKU в MFC в порівнянні з більше 10 тис. унікальних SKU в магазині), що може впливати на розмір середнього чеку.

- $CPO_{picking}^{\min}$ – мінімізація витрат на збирання з розрахунку на одне замовлення:

$$CPO_{delivery} = \frac{tr_{delivery}^{time} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} d_{ij}^{time} + tr_{delivery}^{dist} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} d_{ij}^{dist} a_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij}} \quad (3.12)$$

де $tr_{delivery}^{time}, tr_{delivery}^{dist}$ – тарифи оплати за доставку, що формуються від часу витраченого на замовлення d_{ij}^{time} та дистанції d_{ij}^{dist} відповідно, тариф за подолану відстань залежить від типу транспортного засобу і виплачується лише водіям автотранспорту, що ідентифікуються за допомогою бінарного оператора $a_{ij} = 1$.

- CPO_{total}^{\min} – мінімізація повних змінних витрат на одне замовлення, що крім витрат на збирання та доставку, включають також інші змінні витрати на оренду, переобліки та списання, витрати на матеріали пакування, логістику поставки товарів з РЦ до локації збирання та розрахунково-касове обслуговування, що об'єднанні в єдину метрику відносно виручки vc_i :

$$CPO_{total} = \left(\frac{tr_{delivery}^{time} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} d_{ij}^{time} + tr_{delivery}^{dist} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} d_{ij}^{dist} a_{ij}}{\text{витрати доставки}} \right) + \frac{tr_{picking} \cdot \sum_{i=1}^n p_i \cdot \left(\sum_{j=1}^m cn_j \cdot x_{ij} \right)}{\text{витрати збирання}} + \frac{\sum_{i=1}^n vc_i \cdot \left(\sum_{j=1}^m s_j \cdot x_{ij} \right)}{\text{інші змінні витрати}} \quad (3.13)$$

- $EBITDA^{\max}$ – максимізація операційного прибутку як різниця між валовою маржою та сумарними витратами:

$$EBITDA = FM - CPO_{total} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij} \quad (3.14)$$

Серед класичних обмежень для моделі алокації варто виділити:

$$\forall i: \sum_{j=1}^m x_{ij} = 1, \quad \forall j: \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad (3.15)$$

Також варто обмежити нижній та верхній поріг за кількістю замовлень, що задається користувачем для уникнення збиткових локацій, де кількість замовлень не покриває фіксовані витрати на комунальні витрати та старший операційний персонал, а надто велика кількість замовлень не може бути обробленою за рахунок площі локації та можливості персоналу ефективно опрацьовувати замовлення одночасно:

$$\forall i: X^{LB} < \sum_{i=1}^n x_{ij} < X_i^{UB} \quad (3.16)$$

де X^{LB} – мінімальна кількість замовлень для окупності задається єдиним скалярним значенням для всіх локацій, X_i^{UB} – максимальна пропускна спроможність філії, що встановлюється індивідуально на основі досліджень, що визначають за якого рівня навантаження якість, швидкість та точність збирання починають знижуватись.

Обмеженнями моделі є алокація замовлень з відстанню більше 5 км на транспортний засіб авто:

$$a_{ij} = 1 \mid \forall x_{ij} : d_{ij}^{dist} > 5 \quad (3.17)$$

Для можливості передачі користувачу у зручному форматі опцію вибору цільової функції оптимізації усі можливі варіанти прораховуються за допомогою платформи для оркестрування Apache Airflow та імпортуються до хмарного сховища даних. Такий підхід надає змогу обмежити час на комунікацію користувача з СППР та підвищити швидкість та ефективність прийняття рішень.

3. Компонент «Business Intelligence Layer» є сполучною ланкою між системою та особою, яка приймає рішення. Він надає змогу користувачам взаємодіяти з СППР, обирати та аналізувати сценарії, а також переглядати карту змін на основі обраних показників. Завдяки такому інтерактивному інструменту користувачі можуть зрозуміти, як зміни у вибраних показниках впливають на

оптимальний розподіл карти міста, та оцінити сценарії, виходячи з конкретних бізнес-цілей.

Для користувача доступна опція вибору цільової метрики (рис. 3.19) серед показників валової маржі, витрат на збирання та доставку з розрахунку на одне замовлення, загальних витрат та EBITDA. В залежності від обраної цілі користувач може обирати будь-який з обчислених сценаріїв та задавати додаткові параметри для зміни ваг окремих показників на цільову функцію, серед них: коефіцієнт утилізації часу доставки кур'єрів, коефіцієнт зростання вартості доставки та збирання в динаміці. Фільтри надають змогу розглядати полігони, що покриваються різними форматами локацій для збирання, а також порівнювати як зміниться конфігурація полігонів у порівнянні з поточним станом мережі.

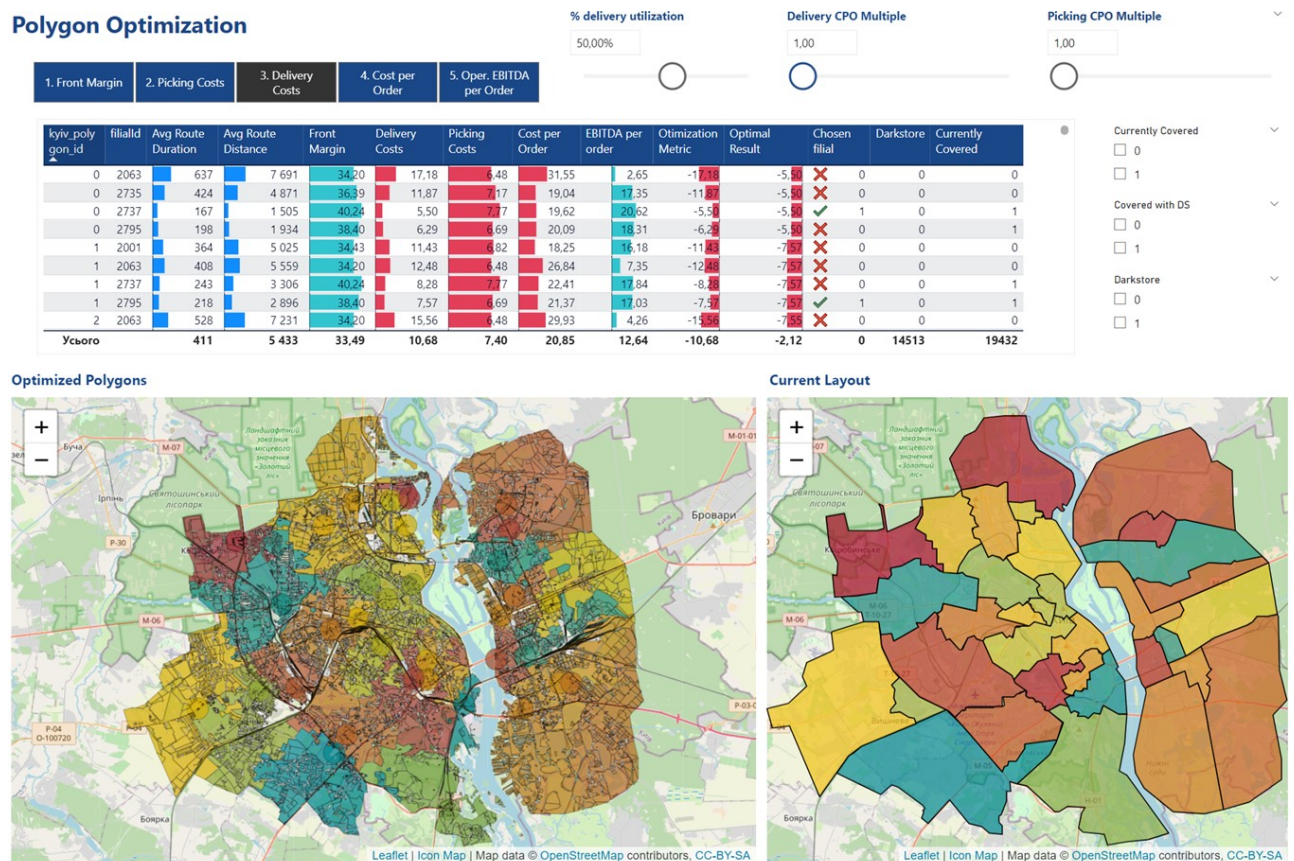


Рис. 3.19. Інтерактивні ВІ панелі для формування карти оптимальних полігонів
 Джерело: побудовано автором за допомогою Power BI.

Обираючи заданий сценарій особа, яка приймає рішення, може побачити розрахунок ефекту у порівнянні з поточними результатами мережі за допомогою

імпорту даних з SAP Financial Management System. Такий підхід надає змогу більш прозоро керувати стратегією розвитку бізнесу та спрощувати комунікацію з широким колом стейкхолдерів за рахунок миттєвої оцінки ефектів.

Додатковий функціонал надає можливість розглянути економічну доцільність доставки до визначеного мікрополігону:

$$\forall j : \underbrace{(tr_{delivery}^{time} \cdot d_{ij}^{time} + tr_{delivery}^{dist} \cdot d_{ij}^{dist} a_{ij})}_{\text{витрати доставки}} < \underbrace{(fm_i - vc_i) s_{ij}}_{\text{змінна маржа}} - \underbrace{tr_{picking} \cdot p_i \cdot cn_j}_{\text{витрати збирання}} \quad (3.18)$$

Така нерівність засвідчує, що існує потенціал масштабування в даному мікрополігоні міста і кожне додаткове замовлення зможе приносити операційний прибуток для розвитку мережі. Якщо нерівність не виконується, то варто розглянути або ж варіант відмови від покриття даного району міста або ж пошуку більш вигідної локації для комплектування замовлень, що може знаходитись на більш близькій дистанції до клієнтів.

Оскільки споживачі все більше надають перевагу швидкості при здійсненні онлайн-покупок, доставка «останньої милі» становить значну проблему для прибутковості даних операцій, про що було згадано раніше. В рамках пілотування даної системи були сформовані полігони мережі з врахуванням стратегії відкриття нових об'єктів формату «Dark Store» за допомогою розробленої СППР. Застосування результатів оптимізаційної моделі надало можливість підвищити продуктивність доставки, перерозподілити навантаження між об'єктами збирання, збільшити середньозважену швидкість збирання, збільшити валову маржу та значно знизити орендне навантаження. В цілому сумарний ефект від впровадження можна оцінити в зростанні EBITDA на 7,8% в середньостроковому горизонті.

Розроблена СППР може бути покращена за рахунок можливості динамічно та автоматизовано змінювати конфігурації полігонів упродовж дня, проте такий підхід обмежується здатністю операційної моделі бізнесу до швидкого реагування при калібруванні графіків роботи персоналу, перерозподілу ресурсів між філіями та адаптації цільового асортименту сусідніх об'єктів збирання для забезпечення безперебійної роботи та точності збирання.

Висновки до розділу 3

1. Запропоновано підхід до побудови системи прийняття операційних рішень щодо планування ресурсів для служби доставки продуктів харчування, що інтегрована в омніканальний досвід традиційної мережі продуктового ритейлу. Дана СППР використовує методи машинного навчання для оптимізації розподілу ресурсів, а саме часу роботи кур'єрів, зниження транспортних витрат, підвищення загальної ефективності та прибутковості операцій доставки. СППР консолідує дані із різних джерел, включаючи транзакційні дані замовлень, дані кур'єрської платформи, метадані щодо поточних та прогнозованих погодних умов та інші джерела. На основі агрегованих даних формується прогноз кількості замовлень та оптимізаційна задача побудови графіків роботи кур'єрів, що відображається у зручному форматі інтерактивних панелей керування для взаємодії з користувачами, які приймають рішення.

2. В рамках СППР для планування ресурсів була побудована система автономного перенавчання та прогнозування кількості продажів на основі методів машинного навчання. Даний компонент СППР надає змогу досягти бажані результати щодо точності прогнозування попиту та ефективного розподілу ресурсів для задоволення цільового трафіку. Використовуючи різні класи моделей від класичних методів прогнозування часових рядів (експоненційне згладжування, ARIMA, тета-модель) до комбінації ШНМ (LSTM, N-HiTS, NeuralProphet) та регресійних моделей машинного навчання (LGBM), точність прогнозування зросла до зваженого рівня 19% за метрикою MAPE.

3. При апробації СППР, що була сформована з комбінації компонентів прогнозування та оптимізації ресурсів персоналу, було досягнуто зростання продуктивності роботи кур'єрів на 24% і зменшення операційних витрат на 3% після масштабування на всі філії мережі. За оцінками симуляції агресивних сценаріїв розвитку повний потенціал ефекту при розгортанні СППР може сягати до 16% скорочення CPO. Отримані результати підкреслюють ефективність запропонованого підходу до побудови СППР та потенціалу її застосування в

інших функціях компанії. Загалом, рекомендована модель планування ресурсів є цінним інструментом для продуктових ритейлерів, які прагнуть оптимізувати свої операції доставки та підвищити рівень задоволеності клієнтів.

4. Основний фокус інвестиційної діяльності продуктових ритейлерів залишається на органічному розширенні шляхом відкриття нових торгових точок. Поява онлайн-каналів і вплив пандемії сприяли трансформації ринку продуктового ритейлу, що спонукало мережі супермаркетів застосовувати підходи, що керуються даними, щоб максимізувати прибутковість і операційну ефективність. Запропонована комплексна система підтримки інвестиційних рішень об'єднує розширену аналітику, прогнозне моделювання та технології Business Intelligence, щоб надати ритейлерам інформацію на основі даних для вибору оптимальних місць розташування магазинів, шляхів підвищення прибутковості та зменшення ризиків. СППР призначена для підвищення точності оцінки нового проекту відкриття супермаркету, оптимізації вибору місця розташування та підвищення дохідності інвестиційного портфеля в рамках досягнення оптимальної стратегії розширення мережі. Додатковим функціоналом СППР є можливість оцінки оптимальної площі торгового залу.

5. В рамках апробації продуктового рішення, СППР надала змогу підвищити ефективність продажів з квадратного метру торгового залу, скоротити витрати на комунальні послуги, орендну плату та витрати на оплату праці в рамках імplementованих проєктів. СППР також надала змогу оптимізувати бюджет інвестицій та структуру грошових потоків, додатково стимулюючи зростання як внутрішньої норми прибутковості, так і чистої приведеної вартості для проєктів розширення мережі.

6. Побудовано систему підтримки прийняття стратегічних рішень, що використовує складні алгоритми для моделювання оптимальних маршрутів доставки та оптимізації мережі полігонів. Запропонована СППР пропонує інтерактивну платформу для користувачів для вибору та оцінювання різних сценаріїв на основі заданих бізнес-цілей, орієнтуючись на такі показники, як валова маржа, витрати на комплектування і доставку, змінні витрати, а також

ЕВІТДА на замовлення. Використовуючи ключові джерела даних, такі як фінансові системи SAP, транзакційні системи та зовнішні дані, система ефективно розподіляє карту покриття міста на мікрополігони та проводить їх алокацію на рівні локації комплектування замовлення, забезпечуючи оптимізацію маршрутів та прибутковість операцій доставки замовлень. Можливості системи моделювання надають змогу проводити короткострокову оцінку потенційних бізнес-ефектів, пропонуючи динамічну платформу для прогнозування впливу обраних стратегій на ключові показники мережі. При застосуванні даної моделі було досягнуто зростання показника ЕВІТДА на 7,8% відносно базисного рівня, що демонструє результативність при імплементації даного продуктового підходу до стратегії розвитку мережі.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [108, 109, 110, 111, 191, 192, 193].

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розроблено та імплементовано комплекс систем підтримки прийняття рішень на основі методів машинного навчання для забезпечення ефективності операційної, інвестиційної та стратегічної діяльності компанії на ринку продуктового ритейлу під впливом трансформаційних процесів та розвитку електронної комерції. Відповідно до поставленої мети та сформульованих задач було проведене комплексне дослідження, у результаті якого сформовано наступні висновки:

1. Досліджено еволюцію СППР, починаючи з її теоретичної концепції і закінчуючи розвитком інтелектуальних систем, заснованих на машинному навчанні та штучному інтелекті, що надало змогу розширити класифікацію СППР та детально описати їх розвиток з точки зору практичного застосування. Обґрунтовано, що сучасні СППР надають організаціям змогу підвищити продуктивність, якість та швидкість прийняття рішень, покращити функцію організаційного контролю, внутрішньої дослідницької підтримки, оптимізувати витрати та зробити більш ефективним процес управління ризиками.

2. В процесі аналізу виявлено ключові сфери застосування СППР на основі штучного інтелекту на ринку продуктового ритейлу, що включають аналіз продажів, управління товарними залишками, планування асортименту, CRM, цінові стратегії, управління ланцюгами поставок та операційними процесами. Дослідження пропонує аналіз підходів до побудови СППР, визнаючи відсутність універсальної теорії і єдиного підходу до побудови оптимальної СППР. Дотримуючись парадигми DDM, в дослідженні ідентифіковано етапи формування СППР та визначено ключові архітектурні компоненти. Досліджено роль платформ даних, вплив штучного інтелекту на аналітичні моделі, а також тенденції розвитку користувацького інтерфейсу та компонентів управління, що засновані на знаннях.

3. Представлено комплексний аналіз динаміки та викликів ринку продуктового ритейлу, що охоплює його еволюцію, етапи та трансформації під

впливом пандемії COVID-19 та повномасштабного вторгнення. Визначено ключові тенденції та інновації на ринку продуктового ритейлу, зокрема посилення ролі електронної комерції, застосування компаніями омніканальної стратегії, розвиток сервісу доставки «останньої милі», персоналізація на основі даних та пошук оптимальних характеристик точок продажу для традиційних продуктових мереж. Представлено матрицю, що класифікує сфери застосування СППР у продуктовому ритейлі, зосереджуючи увагу на впливі на операційну, інвестиційну та стратегічну діяльність в Україні.

4. Український ринок продуктового ритейлу зазнав значних змін через вплив пандемії COVID-19 та повномасштабне вторгнення, що призвело до непередбачуваної поведінки споживачів та динаміки ринку. З врахуванням волатильності ринку моделі прогнозування необхідно адаптувати до стохастичних екзогенних факторів, таких як періоди відключення електроенергії та повітряні тривоги. Для вирішення даної проблеми у роботі представлено моделі прогнозування часових рядів і запропоновано комплексний підхід, що охоплює обробку даних, оцінку та вибір ефективної моделі. Розроблена методологія включає порівняльний аналіз класичних методів прогнозування часових рядів, регресійних підходів машинного навчання, нейронних мереж, та надає змогу підвищити точність та гнучкість формування прогнозів.

5. Представлено підхід до оцінювання впливу COVID-19 на динаміку продажів шести мереж продуктових магазинів різного формату як ілюстрацію застосування моделей прогнозування часових рядів для оцінки впливу екзогенних факторів. Запропоновано комплексний підхід до ідентифікації аномальних спостережень та очищення часових рядів шляхом зважування оцінок методів машинного навчання. Для оцінки була використана декомпозиція часових рядів в поєднанні з рекурентними нейронними мережами для оцінювання авторегресії. Доведено, що такий підхід надає змогу ефективно визначати патерни поведінки споживачів у трансформаційний період впливу COVID-19, враховуючи різні формати продуктових ритейлерів та геопросторові характеристики. Обґрунтовано та доведено, що компанії, які роблять акцент на

традиційному офлайн-ритейлі, виявилися менш стійкими під час суворого карантину, що свідчить про необхідність стратегічних коригувань, таких як відмова від експансії в торгові центри, надання пріоритету густонаселеним житловим районам та розвиток електронної комерції.

6. Для оцінки потенційного успіху розширення мережі продуктового ритейлу через інвестиційні проекти відкриття нових об'єктів мережі було розроблено бінарну та мультикласову класифікаційні моделі. Розроблена модель, що використовує методи машинного навчання, покращує процес прийняття рішень під час оцінювання геопросторових характеристик потенційної локації для розширення мережі. Обґрунтовано, що даний підхід є більш ефективним щодо виявлення збиткових проєктів та оптимізації параметрів локації на ранніх стадіях процесу прийняття рішень. Запропонований підхід доповнює цикл підготовки проєкту, сприяючи підвищенню прибутковості портфеля, оптимізації грошових потоків та зниженню інвестиційного навантаження в середньостроковій перспективі.

7. Автором розроблено модель, що оцінює оптимальну площу торгового залу об'єкту мережі продуктового ритейлу на ранніх етапах прийняття рішення щодо відкриття локації. Запропонований набір моделей машинного навчання дає змогу оцінити оптимальну площу торгового залу, що максимізує дохід в рамках обмежень, підтримуючи якість обслуговування в години пікового навантаження. Доведено, що такий підхід дає змогу максимізувати рівень продажів на квадратний метр торгового залу, скоротити операційні витрати, а також стимулювати прискорення досягнення точки беззбитковості інвестиційного проєкту розширення мережі.

8. Побудовано систему прийняття операційних рішень для планування ресурсів кур'єрської служби доставки продуктів харчування, що використовує методи машинного навчання для формування оптимізованих графіків роботи кур'єрів за типами транспорту, скорочення транспортних витрат та підвищення маржинальності замовлень. Було розроблено автономну систему прогнозування продажів електронної комерції для підвищення точності оцінки попиту та

оптимізації розподілу ресурсів. Завдяки поєднанню моделей нейронних мереж та методів машинного навчання, точність прогнозування досягла середньозваженого рівня 19% за показником MAPE. Ефективне поєднання методів прогнозування та оптимізації в рамках єдиної СППР надає змогу підвищити продуктивність кур'єрів на 24% та знизити операційні витрати на доставку замовлення на 3% при апробації системи на українській мережі продуктового ритейлу. За оцінками сценаріїв застосування СППР може принести до 16% оптимізації витрат на доставку при масштабуванні, що підкреслює значний потенціал від імплементації запропонованого підходу.

9. Запропонована система підтримки прийняття інвестиційних рішень надає рекомендації щодо оптимізації розташування точок продажу, підвищення прибутковості та зниження ризиків від інвестицій у розширення мережі продуктового ритейлу. СППР підвищує точність оцінки нових проєктів відкриття точок продажу, оптимізує вибір місця розташування та підвищує прибутковість інвестиційного портфеля мережі. Розроблений комплекс регресійних моделей та моделей кластеризації часових рядів надає змогу формувати рекомендації щодо оптимальної площі магазину з точки зору фінансової ефективності. Визначено, що СППР надає можливість оптимізувати інвестиційний бюджет та підвищити його дохідність у довгостроковій перспективі.

10. Побудовано систему підтримки прийняття стратегічних рішень для формування оптимального розподілу полігонів та забезпечення операційної та фінансової ефективності для послуги доставки «останньої милі» функції електронної комерції традиційної мережі продуктового ритейлу. Розроблено інтерактивну платформу, що дає змогу користувачам СППР оцінювати сценарії на основі цільових фінансових метрик, серед яких валовий прибуток, витрати на комплектування та доставку замовлення, змінні операційні витрати та EBITDA. Результатом застосування моделі стало збільшення EBITDA продуктового ритейлера на 7,8%.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Adhi, P., Burns, T., Davis, A., Lal, S., & Mutell, B. (2019, May 3). A transformation in store. *McKinsey & Company*. Retrieved October 18, 2023, from <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/a-transformation-in-store>
2. Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T., & Koyama, M. (2019). Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework. *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2623–2631. <https://doi.org/10.1145/3292500.3330701>
3. Aksen, D. & Altinkemer, K. (2008). A location-routing problem for the conversion to the click-and-mortar retailing: The static case. *Eur. J. Oper. Res.*, 186(2), 554–575. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2007.01.048>
4. Al-nawayseh, M.K., Alnabhan, M.M., Al-Debei, M.M., & Balachandran, W. (2013). An Adaptive Decision Support System for Last Mile Logistics in E-Commerce: A Study on Online Grocery Shopping. *International Journal of Decision Support System Technology*, 5(1), 40-65. <http://dx.doi.org/10.4018/jdsst.2013010103>
5. Alter, S. L. (1975). *A study of computer aided decision making in organizations* [Doctoral dissertation]. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts. Retrieved November 1, 2023, from <https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/47047/computeraideddec00alte.pdf?sequence=1>
6. Alter, S.L. (1980). *Decision Support Systems: Current Practice and Continuing Challenge*. Reading, MA: Addison-Wesley.
7. Amidi, A., & Amidi, S. (2019). Recurrent Neural Networks cheatsheet. *Stanford CS 230*. Retrieved December 10, 2023, from <https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/cheatsheet-recurrent-neural-networks>
8. Apache Airflow. (2024). *Apache Airflow*. Retrieved December 23, 2023, from <https://airflow.apache.org/>

9. Arenas, R. (2021, April 10). Workforce planning optimization using Python and ErlangC. *Medium – Towards Data Science*. Retrieved September 12, 2023, from <https://towardsdatascience.com/workforce-planning-optimization-using-python-69af0ef9011a>
10. Arunraj, N., Ahrens, D., Fernandes, M. & Müller, M. (2014). Time series sales forecasting to reduce food waste in retail industry. *The 34th International Symposium on Forecasting, Rotterdam, The Netherlands*. <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.1.4829.1607>.
11. Bai, S., Kolter, J.Z., & Koltun, V. (2018). An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling. *ArXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.01271>
12. Balakrishnan, T., Chui, M., Hall, B., & Henke, N (2020). The state of AI in 2020. *McKinsey & Company*. Retrieved September 24, 2023, from <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020>
13. Bauer, H., Veira J., and Weig F. (2013). Moore’s law: Repeal or renewal? *McKinsey & Company*. Retrieved September 24, 2023, from <https://www.mckinsey.com/industries/semiconductors/our-insights/moores-law-repeal-or-renewal#/>
14. Baviera-Puig, M.A., Roig-Tierno, H., Buitrago-Vera, J.M., Mas-Verdú, F. (2012). Comparing trade areas of technology centres using ‘Geographical Information Systems’. *Service Industries Journal*, 33(7-8), 789-801. <https://doi.org/10.1080/02642069.2013.740467>
15. Candelon, B., Dumitrescu, E.I., & Hurlin, C. (2012). How to Evaluate an Early-Warning System: Toward a Unified Statistical Framework for Assessing Financial Crises Forecasting Methods. *IMF Economic Review*, 60(1), 75-113. Retrieved December 2, 2023, from <http://www.jstor.org/stable/41427963>
16. Carpenter, B., Gelman, A., Hoffman, M. D., Lee, D., Goodrich, B., Betancourt, M., Brubaker, M., Guo, J., Li, P., & Riddell, A. (2017). Stan: A

- Probabilistic Programming Language. *Journal of Statistical Software*, 76(1), 1–32. <https://doi.org/10.18637/jss.v076.i01>
17. Challu, C., Olivares, K. G., Oreshkin, B. N., Garza Ramirez, F., Mergenthaler Canseco, M., & Dubrawski, A. (2022). NHITS: Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 37(6), 6989-6997. <https://doi.org/10.1609/aaai.v37i6.25854>
 18. Chandra, V., Gill, P., Reuben, J., Touse, S., & Venkataraman, K. (2022). Achieving profitable online grocery order fulfillment. *McKinsey & Company*. Retrieved November 11, 2023 from <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/achieving-profitable-online-grocery-order-fulfillment>
 19. Chapados, N., Joliveau, M., L'Ecuyer, P., & Rousseau, L.-M. (2014). Retail store scheduling for profit. *European Journal of Operational Research*, 239(3), 609-624. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.05.033>.
 20. Chawla, N., Bowyer, K., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *ArXiv*, <https://doi.org/10.1613/jair.953>.
 21. Chernyak, O., & Yakymchuk B. (2021). Assessment of COVID-19 Impact on Grocery Retail in Ukraine. *Book of abstracts of 13th International Conference The Economies of the Balkan and the Eastern European Countries in the Changing World, EBEEC 2021, Pafos, Cyprus, May 14-16, 2021*, 73-74. Retrieved November 04, 2023, from http://ebeec.ihu.gr/documents/oldConferences/EBEEC2021_abstracts.pdf
 22. Chernyak, O., & Yakymchuk, B. (2021). Assessment of the Impact of COVID-19 on Grocery Retail in Ukraine. *KnE Social Sciences*, 5(9), 202–214. <https://doi.org/10.18502/kss.v5i9.9894>
 23. Cheng, E. W. L., Li, H., & Yu, L. (2007). A GIS approach to shopping mall location selection. *Building and Environment*, 42(2), 884–892. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2005.10.010>
 24. Chicco, D., & Jurman, G. (2023). A statistical comparison between Matthews correlation coefficient (MCC), prevalence threshold, and Fowlkes–Mallows

- index. *Journal of Biomedical Informatics*, 144(104426), 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104426>
25. Chornous, G., Farenjuk, Y., Giedraitis, V. R., Ulvidienė, E., & Kharlamova, G. (2023). A data science-based marketing decision support system for brand management. *Innovative Marketing*, 19(2), 38-50. [http://dx.doi.org/10.21511/im.19\(2\).2023.04](http://dx.doi.org/10.21511/im.19(2).2023.04)
26. Chui, M., Hall, B., Singla, A., & Sukharevsky, A. (2021). The state of AI in 2021. *McKinsey & Company*. Retrieved October 2, 2022, from <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2021>
27. Chui, M., Roberts, R., & Yee, L. (2022). Technology Trends Outlook 2022. *McKinsey & Company*. Retrieved September 12, 2023, from https://www.mckinsey.com/~/_media/mckinsey/business%20functions/mckinsey%20digital/our%20insights/the%20top%20trends%20in%20tech%202022/mckinsey-tech-trends-outlook-2022-full-report.pdf
28. Clarke, I., & Rowley, J. (1995). A case for spatial decision-support systems in retail location planning. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 23(3), pp. 4 – 10. <http://dx.doi.org/10.1108/09590559510083948>
29. Cortés, U., Sánchez-Marrè, M., Ceccaroni, L. R-Roda, I., & Poch, M. (2000). Artificial Intelligence and Environmental Decision Support Systems. *Applied Intelligence*, 13, 77–91. <https://doi.org/10.1023/A:1008331413864>
30. Crowder, R., Mowrey, M., & Archer, V. (2023, December 5). Gartner Magic Quadrant for Financial Planning Software. *Gartner*. Retrieved December 31, 2023, from <https://www.gartner.com/en/documents/5001731>
31. Crunchbase. *Misfits Market – Financials*. Retrieved December 20, 2023, from <https://www.crunchbase.com/organization/misfits-market>
32. Dabrowski, J., Beyers, C. & De Villiers, J. (2016). Systemic Banking Crisis Early Warning Systems Using Dynamic Bayesian Networks. *Expert Systems with Applications*, 62. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.024>

33. Dales, J. (2024). *Icon Map*. Retrieved January 1, 2024 from <https://icon-map.com/>
34. Damodaran, A. (2003). Country Risk and Company Exposure: Theory and Practice. *Journal of Applied Finance*, 13(2), 63-76. Retrieved November 13, 2022 from https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=480963
35. Damodaran, A. (2023). *Country Risk: Determinants, Measures and Implications*. NYU Stern School of Business. 126. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4509578>
36. Damodaran, A. (2023). *Equity Risk Premiums: Determinants, Estimation and Implications*. NYU Stern School of Business. 143 pp. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4398884>
37. Damodaran, A. (2023). Margins by Sector (US) [Data set]. Retrieved November 04, 2023, from https://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/New_Home_Page/datafile/margin.html
38. Davis, G. B., & Olson, M. H. (1985). *Management Information Systems: Conceptual Foundations, Structure, and Development*. New York: McGraw-Hill.
39. Davis, J. G., & Sundaram, D. (1995). PETAPS: A prototype decision support system for consumer product marketing and promotion. *European Journal of Oper. Research*, 87(2), 247-256. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(94\)00156-7](https://doi.org/10.1016/0377-2217(94)00156-7)
40. De Jonge, E. (2023). Speed is of the essence. *Vanderlande*. Retrieved December 29, 2023, from: <https://www.vanderlande.com/news/speed-is-of-the-essence/>
41. Delberghe C., Delbarre, A., Herbert, R., Laizet, F., Läubli, D., Vallöf, R., & Rüdiger Smith, T. (2023). The State of Grocery Retail Europe 2023: Living with and responding to uncertainty. *McKinsey & Company*. Retrieved July 12, 2023, from: <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/industries/retail/our%20insights/state%20of%20grocery%20europe%202023%20living%20with%20and%20responding%20to%20uncertainty/living-with-and-responding-to-uncertainty-the-state-of-grocery-retail-2023-europe.pdf>

42. Desai, P., Potia, A., & Salsberg, B. (2013). Retail 4.0: The future of retail grocery in a digital world, *McKinsey & Company*. Retrieved October 12, 2023, from [https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/dotcom/client_service/retail/articles/the_future_of_retail_grocery_in_digital_world%20\(3\).pdf](https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/dotcom/client_service/retail/articles/the_future_of_retail_grocery_in_digital_world%20(3).pdf)
43. Dethlefs, C., Ostermeier, M., & Hübner, A. (2022). Rapid fulfillment of online orders in omnichannel grocery retailing. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 11. <https://doi.org/10.1016/j.ejtl.2022.100082>
44. Dhar, V., & Stein, R. (1997). *Intelligent decision support methods. The science of knowledge work*. Prentice-Hall, 244.
45. Dillow C. (2009). *Wal-Mart Plans to Grow by Shrinking*. FastCompany.org. Retrieved August 8, 2022 from <https://www.fastcompany.com/1417301/wal-mart-plans-grow-shrinking>
46. D’Auria, G., Ess, A., Hürtgen, H., Sommer, G., & Sukharevsky A. (2021). Grocers can fuel growth with advanced analytics. *McKinsey & Company*. Retrieved November 07, 2023, from <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/grocers-can-fuel-growth-with-advanced-analytics>
47. Elkady, G., Moizer, J., & Liu, S. (2014). A Decision Support Framework to Assess Grocery Retail Supply Chain Collaboration: A System Dynamics Modelling Approach. *International Journal of Innovation, Management and Technology*, 5(4), 232-238. <https://doi.org/10.7763/IJIMT.2014.V5.519>
48. Elliot, T. (2018, April 20). Predictive Is The Next Step In Analytics Maturity? It’s More Complicated Than That! *Innovation Evangelism*. Retrieved October 31, 2023 from <https://timoelliott.com/blog/2018/04/predictive-is-the-next-step-in-analytics-maturity-its-more-complicated-than-that.html/comment-page-1>
49. Ensafi, Y., Amin, S.H., Zhang, G. & Shah, B. (2022). Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning – A comparative analysis. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(1). <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2022.100058>.

50. Er M. C. (1998). Decision Support Systems: a summary, problems, and future trends. *Decision Support Systems*, 4(3), 355–363. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(88\)90022-X](https://doi.org/10.1016/0167-9236(88)90022-X)
51. EuroCommerce & McKinsey & Company (2022). Navigating the market headwinds – The State of Grocery Retail 2022. Retrieved December 31, 2023 from <https://www.eurocommerce.eu/navigating-the-market-headwinds-the-state-of-grocery-retail-2022/>
52. EuroCommerce & McKinsey & Company (2023). Living with and responding to uncertainty – The State of Grocery Retail 2023. Retrieved December 31, 2023 from <https://www.eurocommerce.eu/living-with-and-responding-to-uncertainty-the-state-of-grocery-retail-2023/>
53. Euromonitor International (2023). Market Sizes. *Euromonitor International Passport – Retailing* [Data set]. Retrieved October 12, 2023 from <https://www.euromonitor.com/our-expertise/passport>
54. Euromonitor International (2023). *The State of Grocery Retail in 2023*. Retrieved November 08, 2023 from <https://www.euromonitor.com/the-state-of-grocery-retail-in-2023/report>
55. Eurostat (2023, December 16). *Beneficiaries of temporary protection at the end of the month by citizenship, age and sex – monthly data* [Statistics]. Retrieved November 04, 2023, from https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/MIGR_ASYTPSM__custom_9041500/default/table?lang=en
56. Eurostat (2023). *Retail trade turnover - food, beverages and tobacco* [Statistics]. Retrieved November 08, 2023, from <https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/teis210/default/table?lang=en>
57. Evans, M. (2022, May 18). How Retailers are Rethinking the Store. *Euromonitor International*. Retrieved December 12, 2023 from <https://www.euromonitor.com/article/how-retailers-are-rethinking-the-store>
58. Evans, M. (2022, August 18). Six Actions Retailers Can Take to Remake the Future Store. *Euromonitor International*. Retrieved December 12, 2023 from

<https://www.euromonitor.com/article/six-actions-retailers-can-take-to-remake-the-future-store>

59. Falatouri, T., Darbanian, F., Brandtner, P. & Udokwu, C. (2022). Predictive Analytics for Demand Forecasting – A Comparison of SARIMA and LSTM in Retail SCM. *Procedia Computer Science*, 200, 993-1003. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.298>

60. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2023). Optimization of Media Strategy via Marketing Mix Modeling in Retailing. *Ekonomika*, 102(1), 6-25. <https://doi.org/10.15388/Ekon.2023.102.1.1>

61. Feng, X., & Murray, A. T. (2018). Allocation using a heterogeneous space Voronoi diagram. *Journal of Geographical Systems*, Springer, 20(3), 207-226. <https://doi.org/10.1007/s10109-018-0274-5>

62. Fikar, C. (2018). A decision support system to investigate food losses in e-grocery deliveries. *Computers & Industrial Engineering*, 117, 282-290. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.02.014>

63. Föbus, N., Lange, T., Leopoldseder, M., & Magnus, K.-H. (2019, August 23). The invisible hand: On the path to autonomous planning in food retail. *McKinsey & Company*. Retrieved November 07, 2023, from <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/the-invisible-hand-on-the-path-to-autonomous-planning-in-food-retail>

64. Freischer, W., Graf, C., & Lange, T. (2020). Supply chain of the future: Key principles in building an omnichannel distribution network. *McKinsey & Company*. Retrieved September 24, 2023, from <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Retail/Our%20Insights/Supply%20chain%20of%20the%20future%20Key%20principles%20in%20building%20an%20omnichannel%20distribution%20network/Supply-chain-of-the-future.pdf>

65. Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Ann. Statist.*, 29(5), 1189-1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>

66. Galanakis CM. (2020). The Food Systems in the Era of the Coronavirus (COVID-19) Pandemic Crisis. *Foods*, 9(4), 523. <https://doi.org/10.3390/foods9040523>
67. González-Benito, O., Martínez-Ruiz, M. P., & Descals, A. (2010). Retail pricing decisions and product category competitive structure. *Decision Support Systems*, 49(1), 110-119. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.01.009>
68. Görgens, S., Greubel, S., & Moosdorf, A. (2013). How to mobilize 20,000 people. *McKinsey & Company*. Retrieved May 7, 2023, from <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-to-mobilize-20000-people>.
69. Gorry, G.A., & Scott Morton, M.S. (1971) A Framework for Management Information Systems. *Sloan Management Review*, 13, 55-70.
70. Guryanova, L., Panasenko, O., Gvozditskyi, V., Ugryumov, M., Strilets, V., & Chernysh, S. (2021). Methods and Models of Machine Learning in managing the market value of the company. *CEUR Workshop Proceedings*, 2927, 52–65. ISSN 1613-0073. Retrieved December 31, 2023, from <https://ceur-ws.org/Vol-2927/paper5.pdf>
71. Hajba, G. L. (2018). Using Beautiful Soup. *In: Website Scraping with Python*, Apress, Berkeley, CA. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3925-4_3
72. Harahap, M. A. K., Hardisal, H., Ahyuna, A., & Rahim, R. (2022). Leveraging the Decision Support System and Simple Additive Weighting Method for Optimal Retail Location Identification. *JINAV: Journal of Information and Visualization*, 3(2), 174-180. <https://doi.org/10.35877/454RI.jinav1485>
73. Harvey, A. C., & Peters, S. (1990). Estimation procedures for structural time series models. *Journal of Forecasting*, 9, 89–108. Retrieved April 1, 2020 from http://www.stat.yale.edu/~lc436/papers/Harvey_Peters1990.pdf
74. Harvey, A. C., & Shephard, N. (1993). Structural time series models. *Handbook of Statistics*, 11, 261-302.
75. Hasan, M., Kabir, M.A., Shuvro, R.A., & Das, P. (2022). A Comparative Study on Forecasting of Retail Sales. *ArXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.06848>

76. Hemalatha, M., Sridevi, P., & Sivakumar, V.J. (2011). A Decision-Support System application in retail store location model: a case study of hypermarket in emerging markets. *International Journal of Business and Emerging Markets*, 3, 158-176. <https://doi.org/10.1504/IJBEM.2011.039406>
77. Herzen, J., Lässig, F., Piazzetta, S.G., Neuer, T., Tafti, L., Raille, G., Pottelbergh, T.V., Pasięka, M., Skrodzki, A., Huguenin, N., Dumonal, M., Ko'scisz, J., Bader, D., Gusset, F., Benheddi, M., Williamson, C., Kosinski, M., Petrik, M., & Grosch, G. (2021). Darts: User-Friendly Modern Machine Learning for Time Series. *Journal of Machine Learning Research*, 23, 1-6. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.03224>
78. Hewamalage, H., Bergmeir, C. & Bandara, K. (2021). Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting: Current status and future directions, *International Journal of Forecasting*, Elsevier, 37(1), 388-427. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.06.008>
79. Ho, T. K. (2002). A Data Complexity Analysis of Comparative Advantages of Decision Forest Constructors. *Pattern Analysis & Applications*, 5, 102-112. <https://doi.org/10.1007/s100440200009>
80. Holopainen, M., & Sarlin, P. (2016). Toward Robust Early-Warning Models: A Horse Race, Ensembles and Model Uncertainty. *ECB Working Paper*, 1900, 6-40, <https://doi.org/10.2139/ssrn.2778530>
81. Hübner, A. (2017). A decision support system for retail assortment planning. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 45(7/8), pp. 808-825. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-09-2016-0166>
82. Hübner, A.H., Schäfer, F., & Schaal, K. (2020). Maximizing Profit via Assortment and Shelf-Space Optimization for Two-Dimensional Shelves. *Production and Operations Management*, 29(3), 547-570. <https://doi.org/10.1111/poms.13111>
83. Huff, D., & McCallum, B. M. (2008). *Calibrating the Huff Model Using ArcGIS Business Analyst*. Esri White Paper. Retrieved April 1, 2020 from <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=6f0d4fbeece30ab13ec285c71e49d184b121c5c3>

84. Hyndman, R. J., & Billah, B. (2003). Unmasking the Theta method, *International Journal of Forecasting*, 19(2), 287-290. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00143-1](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00143-1).
85. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: principles and practice*, 3rd edition, OTexts: Melbourne, Australia. Retrieved June 27, 2022 from <https://otexts.com/fpp3/>
86. Ignatyuk, A., Honcharuk, I., & Yakymchuk, B. (2020). Price Optimization Model for Platform's Goods and Services in Multi-Sided Markets. *Baltic Journal of Economic Studies*, 6(5), 89-95. <https://doi.org/10.30525/2256-0742/2020-6-5-89-95>
87. IOM Global Data Institute (GDI). Key Figures: Mobility within and from Ukraine, 2020-2023. *Migration Data Portal*. Retrieved December 10, 2023, from <https://www.migrationdataportal.org/resource/key-figures-mobility-within-and-from-ukraine-2020-2023>
88. Info Sapiens (2023, 5 грудня). Споживчі настрої в Україні. *Info Sapiens*. Retrieved December 24, 2023, from <https://www.sapiens.com.ua/ua/other-research-single-page?id=296>
89. Instacart (2023). *Third Quarter 2023 Shareholder Letter*. Retrieved December 28, 2023, from <https://investors.instacart.com/static-files/1e94fc36-3581-4b00-9b09-8dfda343cd81>
90. International Organization for Migration (IOM) (2023, July 25). *DTM Україна - Звіт про ситуацію з внутрішнім переміщенням - Загальне опитування населення Раунд 13 (11 травня - 14 червня 2023 року)*. IOM, Ukraine. Retrieved December 17, 2023, from <https://dtm.iom.int/reports/ukraine-zvit-pro-situaciyu-z-vnutrishnim-peremischennyam-zagalne-opituvannya-naselennya?close=true>
91. Ishfaq, R., & Raja, U. (2018). Evaluation of Order Fulfillment Options in Retail Supply Chains. *Decision Sciences*, 49, 487-521. <https://doi.org/10.1111/deci.12277>
92. Jadon, A., Patil, A., & Jadon, S. (2022). A Comprehensive Survey of Regression Based Loss Functions for Time Series Forecasting. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.02989>

93. Janjevic, M., Merchán, D., & Winkenbach, M. (2021). Designing multi-tier, multi-service level, and multi-modal last-mile distribution networks for omnichannel operations. *Eur. J. Oper. Res.*, 294(3), 1059–1077. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2020.08>
94. Jia T., Wang C., Tian Z., Wang B., & Tian F. (2022). Design of Digital and Intelligent Financial Decision Support System Based on Artificial Intelligence. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 1-7. <https://doi.org/10.1155/2022/1962937>
95. Jokinen, J., Rätty, T., & Lintonen, T. (2019). Clustering structure analysis in time-series data with density-based clusterability measure. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 6, 1332-1343. <https://doi.org/10.1109/JAS.2019.1911744>
96. Kabadurmus, O., Kayikci, Y., Demir, S., & Koc, B. (2023). A data-driven decision support system with smart packaging in grocery store supply chains during outbreaks. *Socio-Economic Planning Sciences*, 85(101417). <https://doi.org/10.1016/j.seps.2022.101417>
97. Kamel, M.-A., de Montgolfier, J., & Lewis, R. (2021, October 22). Online Grocery: The Strategic Challenge for Europe’s Quick-Commerce Business Model. *Bain & Company*. Retrieved December 17, 2023, from <https://www.bain.com/insights/online-grocery-the-strategic-challenge-for-europes-quick-commerce-business-model-snap-chart/>
98. Kanaskar M. (2014, November 17). The Origins Evolution and Adoption of Systems for Decision Making. *Dataconomy*. Retrieved October 31, 2023, from <https://dataconomy.com/2014/11/17/the-origins-evolution-and-adoption-of-systems-for-decision-making/>
99. Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding Groups in Data—An Introduction to Cluster Analysis*. New York: John Wiley & Sons Inc., 87. <https://doi.org/10.1002/9780470316801>
100. Keen, P.G.W., & Scott Morton, M. S. (1978). *Decision support systems: an organizational perspective*. Reading, Mass., Addison–Wesley Pub. Co., 264.

101. Kettner, B., & Geisler, F. (2022). Data-Driven Applications. *Pro Serverless Data Handling with Microsoft Azure – Architecting ETL and Data-Driven Applications in the Cloud*, Apress Berkeley, CA, 1, 314. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8067-6>
102. Khare, P (2023, August 7). Navigating Clusters: Unveiling the Optimal K in K-Means Clustering. *Artificial Intelligence in Plain English, Medium*. Retrieved December 21, 2023, from <https://ai.plainenglish.io/navigating-clusters-unveiling-the-optimal-k-in-k-means-clustering-6f8ee8a1ec60>
103. Knapp, D. (2022). Retail Media – Megatrend for the next Digital Decade? *IAB Europe*. Retrieved December 31, 2023, from <https://iabeurope.eu/wp-content/uploads/2022/06/An-Introduction-to-Retail-Media.pdf>
104. Kumar Jha, B. & Pande S. (2021). Time Series Forecasting Model for Supermarket Sales using FB-Prophet. *2021 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), Erode, India*, 547-554. <https://doi.org/10.1109/ICCMC51019.2021.9418033>.
105. Kundu, R. (2022, September 13). Confusion Matrix: How To Use It & Interpret Results. *v7labs*. Retrieved December 21, 2023, from <https://www.v7labs.com/blog/confusion-matrix-guide#key-takeaways>
106. Lakshay A. (2019, February 14). An awesome tutorial to learn outlier detection in Python using PyOD Library. *Analytics Vidhya*. Retrieved April 1, 2020, from <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/02/outlier-detection-python-pyod>
107. Lambers, J. (2011). *The Method of Steepest Descent*. Retrieved August 8, 2022 from <https://www.math.usm.edu/lambers/mat419/lecture10.pdf>
108. Liashenko, O., & Yakymchuk, B. (2022). Modeling the Optimal Grocery Store Trading Area Using Machine Learning Methods. *IX International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I-2022), Kyiv, Ukraine, 2022*, 325-333. Retrieved November 8, 2023 from https://ceur-ws.org/Vol-3347/Short_3.pdf

109. Liashenko, O., & Yakymchuk, B. (2023). Modeling an Investment Decision Support System in Grocery Retail. *Efektivna ekonomika*, 8. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2023.8.7>
110. Liashenko, O., & Yakymchuk, B. (2023). Strategic Decision Support System for Optimized Last-Mile Grocery Delivery Polygon Distribution. *Efektivna ekonomika*, 11. <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2023.11.24>
111. Liashenko, O., & Yakymchuk, B. (2023). The Application of Time-Series Forecasting Models in Grocery Retail Industry. Theoretical and Applied Issues of Economics, 2(47), 118-129. <https://doi.org/10.17721/tpe.2023.47.11>
112. Liegeard, J., & Manning, L. (2020). Use of intelligent applications to reduce household food waste. *Critical Reviews In Food Science and Nutrition*, 60(6), 1048–61. <https://doi.org/10.1080/10408398.2018.1556580>
113. Lin, Y., Koprinska I., & Rana, M. (2021). Temporal Convolutional Attention Neural Networks for Time Series Forecasting. *2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Shenzhen, China, 1-8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN52387.2021.9534351>.
114. Little, J. D. C. (1970). Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus. *Management Science*, 16(8), B466–B485. Retrieved September 24, 2023, from <http://www.jstor.org/stable/2628654>
115. Lou, Y., Ye, Y., Yang, Y., Zuo, W., Wang, G., Strong, M., Upadhyaya, S., & Payne, C. (2023) Individualized empirical baselines for evaluating the energy performance of existing buildings, *Science and Technology for the Built Environment*, 29(1), 19-33. <https://doi.org/10.1080/23744731.2022.2134680>
116. Louviere, J. J., & Woodworth, G. (1983). Design and Analysis of Simulated Consumer Choice or Allocation Experiments: An Approach Based on Aggregate Data. *Journal of Marketing Research*, 20(4), 350–367. <https://doi.org/10.2307/3151440>
117. Lundberg, S.M., & Lee, S. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Neural Information Processing Systems*. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>

118. Madani, B., & Alshraideh, H. (2021). Predicting Consumer Purchasing Decision in The Online Food Delivery Industry. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.00502>

119. Marr, B. (2017, August 29). How Walmart Is Using AI, IoT And Big Data To Boost Retail Performance. *Forbes, Forbes Magazine*. Retrieved May 7, 2023, from <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2017/08/29/how-walmart-is-using-machine-learning-ai-iot-and-big-data-to-boost-retail-performance/?sh=72f852ac6cb1>

120. McKinsey & Company (2020). Perspectives on retail and consumer goods. *McKinsey & Company*, 8. Retrieved April 1, 2021, from https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Retail/Our%20Insights/Perspectives%20on%20retail%20and%20consumer%20goods%20Number%208/Perspectives-on-Retail-and-Consumer-Goods_Issue-8.pdf

121. McKinsey & Company (2020). Future of retail operations: Winning in a digital era. *McKinsey & Company*. Retrieved May 7, 2023, from https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Retail/Our%20Insights/Future%20of%20retail%20operations%20Winning%20in%20a%20digital%20era/McK_Retail-Ops-2020_FullIssue-RGB-hyperlinks-011620.pdf

122. McKinsey & Company (2022). The State of Grocery Retail. *McKinsey & Company*. Retrieved June 4, 2023, from: <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/industries/retail/our%20insights/state%20of%20grocery%20europe%202022/navigating-the-market-headwinds-the-state-of-grocery-retail-2022-europe.pdf>

123. McKinsey & Company (2023). What is decision making? *McKinsey & Company*. Retrieved October 31, 2023, from: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/what-is-decision-making>

124. Moore, G. E. (1965). Cramming more components onto integrated circuits. *Electronics*, 38(8), 114-117.

125. Mordor Intelligence (2023). *Artificial Intelligence in Retail Market. Size & Share Analysis – Growth Trends & Forecasts (2024-2029)*. Retrieved December 20,

2023, from <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/artificial-intelligence-in-retail-market>

126. Nakanishi, M., & Cooper, L. G. (1974). Parameter Estimation for a Multiplicative Competitive Interaction Model: Least Squares Approach. *Journal of Marketing Research*, 11(3), 303–311. <https://doi.org/10.2307/3151146>

127. Novaes, A.G., Cursi, J.E., Silva, A.C., & Souza, J.C. (2009). Solving continuous location-districting problems with Voronoi diagrams. *Comput. Oper. Res.*, 36, 40-59. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2007.07.004>

128. Nguyen, X.V., Epps, J., & Bailey, J. (2009). Information theoretic measures for clusterings comparison: is a correction for chance necessary? *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning*, 1073–1080. <https://doi.org/10.1145/1553374.1553511>

129. Nurhayati, I., Endri, E., Aminda, R. & Muniroh, L. (2021). Impact of COVID-19 on Performance Evaluation Large Market Capitalization Stocks and Open Innovation. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7, 56. <https://doi.org/10.3390/joitmc7010056>

130. Ocado Group (2023). *FY23 Half Year Results Presentation*. Retrieved December 25, 2023, from: <https://www.ocado.com/media/cqvkidiw/fy23-half-year-results-presentation.pdf>

131. Open-Meteo (2023). *Historical Weather API*. Retrieved September 25, 2023, from: <https://open-meteo.com/en/docs/historical-weather-api>

132. OpenRouteService (2023). Isochrones. Retrieved November 12, 2022, from: <https://openrouteservice.org/>

133. OpenStreetMap (2024). *OpenStreetMap*. Retrieved December 23, 2023, from: <https://www.openstreetmap.org>

134. Perry, T.S. (2019, October 11). Forget Moore’s Law — Chipmakers Are More Worried About Heat and Power Issues. *IEEE Spectrum*. Retrieved June 1, 2023, from <https://spectrum.ieee.org/power-problems-might-drive-chip-specialization>

135. Pang, S., & Gong, J. (2009). C5.0 Classification Algorithm and Application on Individual Credit Evaluation of Banks. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 29, 94-104. [https://doi.org/10.1016/S1874-8651\(10\)60092-0](https://doi.org/10.1016/S1874-8651(10)60092-0)
136. Papadopoulos, S., Stavroulias, P., Sager, T. W., & Baranoff, E. G. (2017). A Ternary-State Early Warning System for the European Union. *Bank of Greece Working Paper*, 222. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4192582>
137. Piccialli, V., Sudoso, A. M., & Wiegele, A. (2022) SOS-SDP: An Exact Solver for Minimum Sum-of-Squares Clustering. *INFORMS Journal on Computing*, 34(4), 2144-2162. <https://doi.org/10.1287/ijoc.2022.1166>
138. Powell, R. (2001). DM Review: A 10 Year Journey. *DM Review*.
139. Power, D. J. (2000). *Decision Support Systems Hyperbook*. Cedar Falls, IA. DSSResources.COM, HT. Retrieved September 24, 2023, from <http://dssresources.com/subscriber/password/dssbookhypertext>.
140. Power, D. J. (2000) Web-Based and Model-Driven Decision Support Systems: Concepts and Issues. *AMCIS 2000 Proceedings*, 387. Retrieved October 24, 2023, from <https://dssresources.com/papers/amcis/TT08overview.pdf>
141. Power, D. J. (2002). Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers. *Faculty Book Gallery*, 67, 251. Retrieved September 24, 2023, from <https://scholarworks.uni.edu/facbook/67>
142. Power, D. J. (2004). A brief history of spreadsheets. *DSSResources*, ed. 3.6. Retrieved September 24, 2023, from <http://dssresources.com/history/sshistory.html>
143. Power, D. J. (2007). A Brief History of Decision Support Systems. *DSSResources*, ed. 4.0. Retrieved September 25, 2023, from <https://dssresources.com/history/dsshistory.html>
144. Powers, D. M. (2008). Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *ArXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.16061>
145. PWC (2021). *Preparing for tomorrow's consumers today: The future of consumer markets*. Retrieved December 24, 2023, from

<https://www.pwc.com/gx/en/consumer-markets/future-of-consumer-markets/future-of-consumer-markets-report-2021.pdf>

146. Qi, J., Wang, Y., & Xu, Y. (2022). Research on Project Investment: Methods of NPV, IRR and MIRR. *Proceedings of the 2022 International Conference on mathematical statistics and economic analysis (MSEA 2022)*, Atlantis Press, 710-715. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-042-8_102

147. Reilly W. J. (1931). *The law of retail gravitation*. W.J. Reilly.

148. Roig-Tierno, N., Baviera-Puig, A., Buitrago-Vera, J., & Mas-Verdu, F. (2013). The retail site location decision process using GIS and the analytical hierarchy process. *Applied Geography*, 40, 191-198.

149. Rollings, M. (2021, October 20). How to Make Better Business Decisions. *Gartner*. Retrieved December 24, 2023, from <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/how-to-make-better-business-decisions>

150. Rotman, D. (2020, February 24). We're not prepared for the end of Moore's law. *MIT Technology Review*. Retrieved September 24, 2023, from <https://www.technologyreview.com/2020/02/24/905789/were-not-prepared-for-the-end-of-moores-law/>

151. Sadhave, S. R. (2020, 26 October). Synthetic Control Method. *Analytics Vidhya*. Retrieved December 24, 2023, from <https://medium.com/analytics-vidhya/synthetic-control-method-5c01f72da4e>

152. Sánchez-Marrè, M. (2022). *Evolution of Decision Support Systems*. In: *Intelligent Decision Support Systems*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87790-3_3

153. Schechtman, E., & Schechtman, G. (2016). The Relationship between Gini Methodology and the ROC curve. *Research Methods & Methodology in Accounting eJournal*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2739245>

154. Silva, D. F., & Batista, G. E. (2016). Speeding Up All-Pairwise Dynamic Time Warping Matrix Calculation. *Proceedings of the 2016 SIAM International Conference on Data Mining (SDM)*, 837-845. <https://doi.org/10.1137/1.9781611974348.94>

155. Simmons, V., Spielvogel J., Timelin, B., & Tjon Pian Gi, M. (2022). The next S-curve of growth: Online grocery to 2030. *McKinsey & Company*. Retrieved November 8, 2023, from: <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/the-next-s-curve-of-growth-online-grocery-to-2030>
156. Singh, T. (2011) Ordered Probit model of Early Warning System for Predicting Financial Crisis in India. *Bank for International eds., Proceedings of the IFC Conference, 34*, 185-201.
157. Sitompul, B. J. D., Sitompul, O. S., & Sihombing, P. (2019). Enhancement Clustering Evaluation Result of Davies-Bouldin Index with Determining Initial Centroid of K-Means Algorithm. *The 3rd International Conference on Computing and Applied Informatics, 1235*, 18–19. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1235/1/012015>
158. Sprague, R. H., & Carlson, E. D. (1982) *Building Effective Decision Support Systems*. Prentice-Hall International Inc., London, 329 pp.
159. Sprague, R. H., & Watson, H. J. (1974). Bit by Bit: Toward Decision Support Systems. *California Management Review, 22*(1), 60–67. <https://doi.org/10.2307/41164850>
160. Sprague, R. H., & Watson, H. J. (1996). *Decision Support for Management*. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 328.
161. Stabell, C. B. (1987). Decision support systems: Alternative perspectives and schools. *Decision Support Systems, 3*(3), 243-251. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(87\)90179-5](https://doi.org/10.1016/0167-9236(87)90179-5)
162. Starita, L. (2021, June 1). Would You Let Artificial Intelligence Make Your Pay Decisions? *Gartner*. Retrieved December 28, 2023, from <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/would-you-let-artificial-intelligence-make-your-pay-decisions>
163. Statista (2021). *Worldwide grocery sales in 2021 and 2026, by channel* [Statistics]. Retrieved December 26, 2023, from <https://www.statista.com/statistics/1288909/grocery-sales-worldwide-by-channel/>
164. Statista (2022). *Leading e-commerce grocery retailers in the United States in 2022 and 2027, based on net sales* [Statistics]. Retrieved December 26, 2023, from

<https://www.statista.com/statistics/1309099/e-commerce-sales-retailers-grocery-us-sales/>

165. Statista (2022). *Total retail sales worldwide from 2021 to 2026* [Statistics]. Retrieved December 19, 2023, from

<https://www.statista.com/statistics/443522/global-retail-sales/>

166. Statista (2023). *Annual retail e-commerce sales growth worldwide from 2017 to 2027* [Statistics]. Retrieved December 19, 2023, from

<https://www.statista.com/statistics/288487/forecast-of-global-b2c-e-commerce-growth/>

167. Statista (2023). *E-commerce as percentage of total retail sales worldwide from 2015 to 2027* [Statistics]. Retrieved December 19, 2023, from

<https://www.statista.com/statistics/534123/e-commerce-share-of-retail-sales-worldwide/>

168. Statista (2023). *Grocery Delivery – Europe* [Statistics]. Retrieved November 8, 2023, from <https://www.statista.com/outlook/dmo/online-food-delivery/grocery-delivery/europe>

169. Statista (2023). *Retail revenue of legal entities registered as retail trade enterprises in Ukraine from 2010 to 2022* [Statistics]. Retrieved December 18, 2023, from <https://www.statista.com/statistics/1033675/retail-turnover-of-retail-enterprises-ukraine/>

170. Suharjo, R. A., & Wibowo, A. (2020). Customer Relationship Management in Retail Using Double Association Rule. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, 8(5), 1620-1625. <https://doi.org/10.30534/ijeter/2020/23852020>

171. Šumak, B., & Pušnik, M. (2023). Analysis of the Shortest Path Method Application in Social Networks. *In book: Information Modelling and Knowledge Bases XXXIV*, 169–182. <https://doi.org/10.3233/FAIA220500>.

172. Taylor, S. J. & Letham B. (2018). Forecasting at Scale. *The American Statistician*, 72(1), 37-45. <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080>

173. Thanaraj, R. & Beyer, M., Henke, N (2022). Data Fabric or Data Mesh: How to Decide Your Future Data Management Architecture. *Gartner*. Retrieved October 26, 2023, from <https://www.gartner.com/en/documents/4015368>
174. Tibshirani, R., Walther, G., & Hastie, T. (2001). Estimating the Number of Clusters in a Data Set Via the Gap Statistic. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 63(2), 411–423, <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00293>
175. Triantaphyllou, E. & Mann, S. (1989). An examination of the effectiveness of multi-dimensional decision-making methods: A decision-making paradox. *Decision Support Systems*, 5. 303–312. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(89\)90037-7](https://doi.org/10.1016/0167-9236(89)90037-7)
176. Triebe, O., Laptev, N., & Rajagopal, R. (2019). AR-Net: A simple autoregressive neural network for time-series. *ArXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.12436>
177. Triebe, O., Hewamalage, H., Pilyugina, P., Laptev, N., Bergmeir, C., Rajagopal, R. (2021). NeuralProphet: Explainable Forecasting at Scale. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.15397>
178. Turban, E. (1995). *Decision Support and Expert Systems: Management Support Systems* (4th ed.). Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
179. Udo, G.J. & Guimares, T. (1994, July) Empirically Assessing Factors Related to DSS Benefit. *European Journal of Information Systems*, 3, 218–227. <https://doi.org/10.1057/ejis.1994.22>
180. United Nations High Commissioner for Refugees (2023, August 18). *Mid-year report on the 2023 Regional Refugee Response Plan for the Ukraine Situation*. UHCR. Retrieved September 25, 2023, from: <https://data.unhcr.org/en/documents/details/102889>
181. Van Rompaey, S. (2023, August 2). Picnic suffers major losses but keeps on course. *Retail Detail*. Retrieved December 25, 2023, from: <https://www.retaildetail.eu/news/food/deep-red-figures-dont-put-picnic-off-course/>

182. Vazquez-Noguerol, M., Comesaña-Benavides, J., Poler, R., & Prado-Prado, J.C (2022). An optimisation approach for the e-grocery order picking and delivery problem. *Central European Journal of Operations Research*, 30, 961–990 <https://doi.org/10.1007/s10100-020-00710-9>
183. Verikas, A., Gelzinis, A., & Bacauskiene, M. (2011). Mining data with random forests: A survey and results of new tests. *Pattern Recognition*, 44, 330-349. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2010.08.011>
184. Watson, H. J. (2009). Tutorial: Business intelligence—past, present, and future. *Communications of the Association for Information Systems*, 25, 487-510.
185. Watson, H. (2018). Revisiting Ralph Sprague’s Framework for Developing Decision Support Systems. *Communications of the Association for Information Systems*, 42, 363-385. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.04213>
186. White, O., Buehler, K., Smit, S., Greenberg, E., Jain, R., Dagorret, G., & Hollis, C. (2023, July 28). War in Ukraine: Twelve disruptions changing the world. *McKinsey*. Retrieved December 12, 2023, from: <https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/war-in-ukraine-twelve-disruptions-changing-the-world-update>
187. Wickramasuriya, R., & Marchiori, D. (2019). Automated detection of business-relevant outliers in e-commerce conversion rate. *arXiv: Applications*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.05938>
188. World Bank (2020). World development indicators. [Statistics]. World Bank Database. Retrieved 2021, April, 1, from <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>
189. Wright, G., Slukhai, S., & Yakymchuk, B. (2022). Amalgamation and Local Finance: A Case Study of Ukraine. *Central European Public Administration Review*, 20(2), 147-168. <https://doi.org/10.17573/cepar.2022.2.07>
190. Yahoo Finance (2023). *Largest Companies In The Grocery Stores Industry*. *Yahoo Finance*. Retrieved 2023, December, 31, from https://finance.yahoo.com/screener/predefined/sec-ind_ind-largest-equities_grocery-stores

191. Yakymchuk, B., & Liashenko, O. (2022). Forecasting of New Grocery Store Opening Success Using Machine Learning Algorithms. *12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), Ruzomberok, Slovakia*, 203-206. <https://doi.org/10.1109/ACIT54803.2022.9913157>
192. Yakymchuk B. (2023). The application of time-series forecasting in grocery retail. Abstracts of the *VIII International Scientific Conference "Mathematical Methods, Models and Information Technologies in Economics"*, Chernivtsi, Ukraine, 20-21 April, 2023. 46-47.
193. Yakymchuk, B., Liashenko, O. (2023). Modeling the Resource Planning System for Grocery Retail Using Machine Learning. In: *Antoniou, G., et al. Information and Communication Technologies in Education, Research, and Industrial Applications. ICTERI 2023. Communications in Computer and Information Science, 1980*, Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-48325-7_22
194. Yeo, I.-K., & Johnson, R. A. (2000). A new family of power transformations to improve normality or symmetry. *Biometrika*, 87(4), 954–959, <https://doi.org/10.1093/biomet/87.4.954>
195. Yrigoyen, C. C., & Otero, J.V. (1998). Spatial interaction models applied to the design of retail trade areas. *38th Congress of the European Regional Science Association: "Europe Quo Vadis? - Regional Questions at the Turn of the Century"*. Retrieved 2022, September, 4, from https://www.econstor.eu/bitstream/10419/113417/1/ERSA1998_081.pdf
196. Zatonatska, T., Wołowiec, T., Dluhopolskyi, O., Podskrebko, O., & Maksymchuk, O. (2023). Using Data Science Tools in E-Commerce: Client's Advertising Campaigns vs. Sales of Enterprise Products. In: *Faure, E., Danchenko, O., Bondarenko, M., Tryus, Y., Bazilo, C., Zaspá, G. (eds) Information Technology for Education, Science, and Technics. ITEST 2022. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, 178*, Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35467-0_22
197. Zhang, D.T., Maslej, N., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Lyons, T., Manyika, J., Ngo, H., Niebles, J., Sellitto, M., Sakhaee, E., Shoham, Y., Clark, J., &

Perrault, R. (2022). The AI Index 2022 Annual Report. *ArXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.03468>.

198. Zhao, Y., Nasrullah, Z., & Li, Z. (2019). PyOD: A Python Toolbox for Scalable Outlier Detection. *Journal of Machine Learning Research*, 20(96), 1-7. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.01588>

199. Zhou, J., Ong, T. S., & Liu, Y. (2023). Design and Implementation of Enterprise Financial Decision Support System Based on Business Intelligence. *International Journal of Professional Business Review*, 8(4), 1-14. <https://doi.org/10.26668/businessreview/2023.v8i4.873>

200. Zurayk, R. (2020). Pandemic and Food Security: A View from the Global South. *Journal of Agriculture, Food Systems, and Community Development*, 9, 1-5. <https://doi.org/10.5304/jafscd.2020.093.014>

201. Zielke, S. (2010), How price image dimensions influence shopping intentions for different store formats. *European Journal of Marketing*, 44(6), 748-770. <https://doi.org/10.1108/03090561011032702>

202. Бідюк, П. І., Терентьев, О. М., Жиров, О. Л., & Гавриленко, О. В. (2014). Побудова і застосування байєсівських мереж. *Економіка: теорія та практика*, 1, 89-99.

203. Бідюк, П. І., Тимошук, О. Л., Коваленко, А. Є, & Коршевніук, Л. О. (2022). Системи і методи підтримки прийняття рішень. Київ, КПІ ім. Ігоря Сікорського, 610. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/48418> (Дата звернення 01.06.2023).

204. Верстюк, І. (2021, 25 лютого). Відновлення по-українськи. Як економіка країни здивувала світ, переживши коронакризу, і завдяки чому зросте у 2021 році. *NV*. <https://biz.nv.ua/ukr/economics/ekonomika-ukrajini-u-2021-roci-prognozi-vpliv-pandemiji-pidsumki-2020-roku-novini-ukrajini-50144128.html> (Дата звернення 01.04.2021).

205. Вишлінський, Г., Михайлишина, Д., Самойлюк, М., & Томіліна, М. (2023, 29 серпня). Біженці з України: хто вони, скільки їх та як їх повернути? *Центр економічної стратегії*. <https://ces.org.ua/wp->

content/uploads/2023/09/bizhenczi-z-ukra%D1%97ni.-finalnij-zvit.pdf

(Дата

звернення 16.12.2023).

206. Делойт (2021). Споживацькі настрої українців у 2020 році. Галузева група з ритейлу та оптової дистрибуції [Прес-реліз]. <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ua/Documents/Press-release/RWD%202020%20UA.pdf> (Дата звернення 01.04.2021).

207. Делойт (2022). Споживацькі настрої українців у довоєнний період. Галузева група з ритейлу та оптової дистрибуції [Прес-реліз]. https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ua/Documents/Press-release/Consumer-sentiment-of-the-Ukrainians-over-the-pre-war-period_UA.pdf (Дата звернення 14.08.2023).

208. Державна служба статистики України (2020). *Валовий внутрішній продукт (у фактичних цінах): 2020* [Статистика]. Статистична інформація. Національні рахунки. <https://www.ukrstat.gov.ua/> (Дата звернення 05.04.2021).

209. Державна служба статистики України (2022). *Оптовий та роздрібний товарооборот підприємств оптової та роздрібною торгівлі у 2021 році (остаточні дані)* [Статистика]. Статистична інформація. Внутрішня торгівля. <https://www.ukrstat.gov.ua/> (Дата звернення 10.12.2023).

210. Державна служба статистики України (2023). *Оптовий та роздрібний товарооборот підприємств оптової та роздрібною торгівлі у 2022 році (остаточні дані)* [Статистика]. Статистична інформація. Внутрішня торгівля. <https://www.ukrstat.gov.ua/> (Дата звернення 10.12.2023).

211. Єрмакова Я., & Симоненко К. (2023, 14 вересня). Провідні торговельні мережі України за 17 місяців війни майже відновили довоєнну кількість діючих магазинів і готові рости далі. *RAU*. <https://rau.ua/novyni/torgovelni-merezhi-17-misjaciv/> (Дата звернення 11.12.2023).

212. Іванов, С., & Максишко, Н. (2022). Застосування нейромережевого моделювання для прогнозування обсягів реалізації підприємства. *Фінансові стратегії інноваційного розвитку економіки*, 4(52), 14-19. <https://doi.org/10.26661/2414-0287-2021-4-52-02>

213. Зайцев, І., & Єрмакова, Я. (2023, 4 серпня). Рітейл в умовах війни: оборот торговельних мереж України перевищив 1,1 трлн грн. *RAU*. <https://rau.ua/novyni/ritejl-v-umovah-vijni/> (Дата звернення 11.12.2023).
214. Зайцев, І. (2023, 20 грудня). Надія Тарабанова, Сільпо: У порівнянні з країнами Європи, частота користування послугами доставки в Україні нижче у 5-10 разів. *RAU*. <https://rau.ua/personalii/nadija-tarabanova-silpo/> (Дата звернення 28.12.2023).
215. Козлов, В. В., Томашевська, Т. В., & Кузнецов, М. І. (2020). Використання оптимізаційних моделей у фінансових системах підтримки прийняття рішень. *Статистика України*, 1, 75–83. [https://doi.org/10.31767/su.1\(88\)2020.01.09](https://doi.org/10.31767/su.1(88)2020.01.09)
216. Кузнецова, Н. В., & Бідюк, П. І. (2015). Нейронні та мережі Байєса у задачі аналізу кредитних ризиків. *Реєстрація, зберігання і обробка даних*, 17(2), 61-71.
217. Маранчак, М., & Шаповал, К. (2023, 16 листопада). Стабільний АТБ, стрімка «Аврора», проблемний Eldorado. 25 найбільших ритейл-компаній України (сукупний виторг – понад 530 млрд грн). *Forbes*. <https://forbes.ua/company/stabilniy-atb-strimka-avrora-problemniy-eldorado-25-naybilshikh-riteyl-kompaniy-ukraini-sukupniy-vitorg-ponad-530-mlrd-grn-16112023-17284> (Дата звернення 16.12.2023).
218. Мельник, Т. (2022, 9 червня). Збитки українських ритейлерів внаслідок війни сягнули понад 50 млрд грн. *Forbes*. <https://forbes.ua/news/zbitki-ukrainskikh-riteyleriv-vnaslidok-viyni-syagnuli-ponad-50-mlrd-grn-09062022-6489> (Дата звернення 20.12.2023).
219. Національний банк України (2023). *Безробіття* [Статистика]. Макроекономічні показники. <https://bank.gov.ua/ua/statistic/macro-indicators> (Дата звернення 17.12.2023).
220. Національний банк України (2023). *Валовий внутрішній продукт* [Статистика]. Макроекономічні показники. <https://bank.gov.ua/ua/statistic/macro-indicators> (Дата звернення 17.12.2023).

221. Національний банк України (2023). *Внутрішня торгівля* [Статистика]. Макроекономічні показники. <https://bank.gov.ua/ua/statistic/macro-indicators> (Дата звернення 17.12.2023).

222. Національний банк України (2023). *Індекси споживчих цін* [Статистика]. Макроекономічні показники. <https://bank.gov.ua/ua/statistic/macro-indicators> (Дата звернення 10.12.2023).

223. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «АТБ-МАРКЕТ»*. <https://opendatabot.ua/c/30487219> (Дата звернення 23.12.2023).

224. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «АШАН УКРАЇНА ГІПЕРМАРКЕТ»*. <https://opendatabot.ua/c/3544248> (Дата звернення 23.12.2023).

225. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «МЕТРО КЕШ ЕНД КЕРІ УКРАЇНА»*. <https://opendatabot.ua/c/32049199> (Дата звернення 23.12.2023).

226. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «НОВУС УКРАЇНА»*. <https://opendatabot.ua/c/36003603> (Дата звернення 23.12.2023).

227. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «ОМЕГА»*. <https://opendatabot.ua/c/30982361> (Дата звернення 23.12.2023).

228. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «РІТЕЙЛ ГРУП»*. <https://opendatabot.ua/c/33478783> (Дата звернення 23.12.2023).

229. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «СІЛЬПО-ФУД»*. <https://opendatabot.ua/c/40720198> (Дата звернення 23.12.2023).

230. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «ТАВРІЯ-В»*. <https://opendatabot.ua/c/19202597> (Дата звернення 23.12.2023).

231. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «ФОЗЗІ РІТЕЙЛ»*. <https://opendatabot.ua/c/33870692> (Дата звернення 23.12.2023).

232. Опендатабот (2023). *Фінансова звітність ТОВ «ФОРА»*. <https://opendatabot.ua/c/32294897> (Дата звернення 23.12.2023).

233. Постанова Кабінету Міністрів України «Про встановлення карантину та запровадження посилених протиепідемічних заходів на території із значним поширенням гострої респіраторної хвороби COVID-19, спричиненої коронавірусом SARS-CoV-2» № 641 (2020, 22 липня).

<https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/641-2020-%D0%BF/ed20201014#n185> (Дата звернення 25.06.2021).

234. Постанова Кабінету Міністрів України «Про запобігання поширенню на території України коронавірусу COVID-19» № 211 (2020, 11 березня). <https://www.kmu.gov.ua/npas/pro-zapobigannya-poshim110320rennyu-na-teritoriyi-ukrayini-koronavirusu-covid-19> (Дата звернення 25.06.2021).

235. Симоненко, К. (2022, 12 вересня). Удар по площах: топ-10 продуктових мереж України за сумарною торговою площею. *RAU*. <https://rau.ua/novyni/novini-kompanij/top-10-merezh-ploshheju-2/> (Дата звернення 01.12.2023).

236. Симоненко, К. (2023, 7 квітня). 12 кращих: топ ритейлерів за оборотом у 2022 році. *RAU*. <https://rau.ua/novyni/12-krashhih-kompanij/> (Дата звернення 01.12.2023).

237. Симоненко, К. (2023, 17 жовтня). Топ-10 українських продуктових мереж за кількістю магазинів і темпами відкриттів у 2023 році. *RAU*. <https://rau.ua/novyni/top-10-erezh-kilkistju-magaziniv/> (Дата звернення 01.12.2023).

238. Черняк, О. І., Комашко, О. В., Ставицький, А. В., & Баженова О.В. (2010). *Економетрика: Підручник. За ред. О.І. Черняка*. Київ: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 359.

239. Черняк, О. І., & Якимчук, Б. Б. (2019). Методологія оцінки суверенного ризику країни. *Матеріали XIII Міжнародної наукової конференції Грудневі читання «Ринок фінансових послуг України в епоху діджиталізації*, 116-118.

240. Черноус, Г.О. (2014). Розробка інтелектуальної агентно-орієнтованої системи підтримки прийняття рішень на підприємстві. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*, 7(160), 101-109. http://bulletin-econom.univ.kiev.ua/wp-content/uploads/2015/11/160_101-109.pdf (Дата звернення 12.12.2023).

241. Штука Н. (2021, 20 грудня). Гіпермаркети – це минуле. Ашан, Fozzy, Varus шукають нове життя в магазинах біля дому. Чому ритейл йде в

мінімаркети. *Forbes*. <https://forbes.ua/company/krash-test-gipermarketi-20122021-3022> (Дата звернення 10.12.2023).

242. Якимчук, Б. Б. (2021). Синергія методів машинного навчання та фінансового моделювання для оцінки інвестиційних проектів. *Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку, матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 18-19 березня 2021 р., м. Київ*, 92-93.

243. Якимчук, Б. Б. (2021). Застосування методів машинного навчання для підтримки прийняття інвестиційних рішень. *Матеріали II Міжнародного форуму «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління»: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах. За заг. ред. проф. А.І. Ігнатюк. Київ*, 49-52. https://www.efbm.org/wp-content/uploads/2021/11/%D0%9C%D0%B0%D1%82%D0%B5%D1%80%D1%96%D0%B0%D0%BB%D0%B8_%D0%95%D0%9A.pdf (Дата звернення 04.11.2023).

244. Якимчук, Б. Б. (2023). Моделювання оптимального формату відкриття нового супермаркету. *Шевченківська весна 2023. Повоєнне відновлення економіки України: проблеми та перспективи, матеріали XXI Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 29-31 березня 2023 р., м. Київ*, 86.

ДОДАТКИ

Додаток А

Характеристики карантинних заходів в розрізі географічних зон

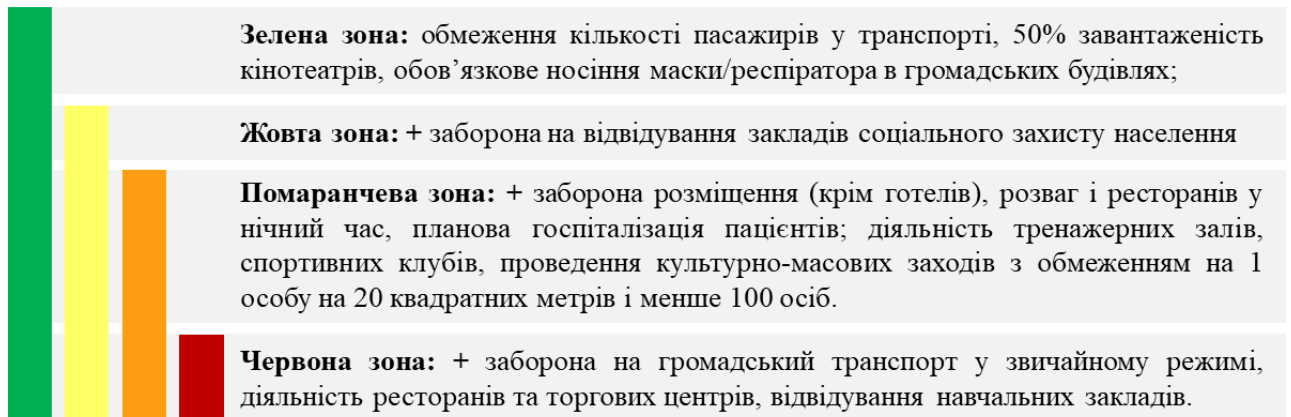


Рис. А.1. Опис заходів обмеження адаптивного карантину в рамках географічних зон

Джерело: побудовано автором на основі [233].

Додаток Б

Додаткові підходи до оцінки точності моделей класифікації

Серед інших підходів до оцінки до моделі класифікації як альтернатива метрик на основі матриці невідповідностей та кривої ROC, що були описані в розділі 2.2, варто виділити [15]:

1. Індекс Юдена:

$$J = \frac{TP(C)}{N_D} - \frac{FP(C)}{N_{ND}} \quad (\text{Б.1})$$

2. *QPS* (Quadratic Probability Score) за аналогією до MSE порівнює прогнозовані значення успішності проєкта з фактичними результатами:

$$QPS = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T 2(P_t - y_t)^2, \quad (\text{Б.2})$$

де P_t – оцінена ймовірність успішності проєкта, y_t – спостереження у момент t , $QPS \in [0; 2]$, 0 – максимальна точність.

3. Коефіцієнт кореляції Метьюса:

$$MCC = \frac{TP(C) \cdot TN(C) - FP(C) \cdot FN(C)}{\sqrt{J}}$$

$$J = (TP(C) + FN(C))(TP(C) + TN(C))(FP(C) + FN(C))(FP(C) + TN(C))$$
(Б.3)

4. *LPS* (Log Probability Score) – логарифмічні функція втрат:

$$LPS = -\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T ((1 - y_i) \ln(1 - P_i) + y_i \ln P_i)$$
(Б.4)

де $LPS \in [0; \infty)$, 0 – максимальна точність.

Додаток В

Способи визначення оптимальної кількості кластерів

Для вирішення завдання визначення оптимальної кількості кластерів, зокрема й для моделі k -середніх, використовують наступні методи [102]:

- **Ліктьовий метод**: ідентифікація точки на кривій «Кількість кластерів – Внутрішньокластерна сума квадратів відстаней (WCSS)», де зменшення інертності кластерів стає менш значущим зі зростанням кількості кластерів [137]:

$$WCSS(k) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} (x_i - \mu_j)^2$$
(В.1)

де μ_j – центроїд кластеру C_j .

- **Метод силуету**: пошук оптимальної кількості кластерів за максимізацією значення середнього силуету SC [99]:

$$SC = \max_k \tilde{s}(k) \left| s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \right.$$
(В.2)

де C_j – певний кластер, точка якого порівнюється з найближчим альтернативним кластером C_l ,

$$a(j) = \frac{1}{|C_j| - 1} \sum_{i \in C_j, i \neq j} d(i, j), b(j) = \min_{l \neq j} \frac{1}{|C_l|} \sum_{i \in C_l} d(i, j).$$

- **Метод Gap Statistics** (Статистика прогалін) [174]: порівняння внутрішньокластерної варіативності WCSS у реальних даних з

внутрішньокластерною варіативністю у випадкових даних без виражених кластерів. Gap Statistics порівнює $\log(WCSS)$ даних з очікуваним $\log(WCSS)$ при нульовому розподілі. Оптимальне значення k максимізує розрив між ними.

Серед інших менш поширених способів ідентифікації кількості кластерів можна виділити: використання корегованого індексу Ранда [128], індексу Фаулкса–Маллоуз [24], індексу Девіса–Болдіна [157], теоретико-інформаційний підхід та застосування експертного доменного знання щодо природи даних та бізнес-процесів.

Додаток Г

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

Статті у вітчизняних та закордонних фахових виданнях

1. Chernyak, O., & Yakymchuk, B. (2021). Assessment of the Impact of COVID-19 on Grocery Retail in Ukraine. *KnE Social Sciences*, 5(9), 202–214. <https://doi.org/10.18502/kss.v5i9.9894> (автором досліджено як COVID-19 вплинув на динаміку ринку продуктового ритейлу за допомогою економіко-математичного моделювання, запропоновано підхід до оцінювання наслідків обмежень уряду для локалізації поширення COVID-19 на динаміку компаній на українському ринку продуктового ритейлу методами машинного навчання; 0,71 д.а., з них 0,64 д.а. авторські).

2. Liashenko, O., & Yakymchuk B. (2023). Modeling an Investment Decision Support System in Grocery Retail. *Efektivna ekonomika*, 8. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2023.8.7> (автором запропоновано підхід до розробки системи підтримки прийняття інвестиційних рішень, що сформована з компонентів для збору та агрегації даних, перетворення за допомогою алгоритмів машинного навчання та механізмів візуалізації для постійного моніторингу та підтримки прийняття рішень, що охоплює весь інвестиційний портфель компанії в секторі продуктового ритейлу; 1,01 д.а., з них 0,92 д.а. авторські).

3. Liashenko, O., & Yakymchuk B. (2023). Strategic Decision Support System for Optimized Last-Mile Grocery Delivery Polygon Distribution. *Efektivna ekonomika*, 11. <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2023.11.24> (автором запропоновано підхід до реалізації системи підтримки прийняття стратегічних рішень для формування оптимального розподілу полігонів для забезпечення операційної та фінансової ефективності послуги доставки «останньої милі»; функції електронної комерції традиційної мережі продуктового ритейлу; 0,89 д.а., з них 0,82 д.а. авторські).

4. Liashenko, O., & Yakymchuk B. (2023). The Application of Time-Series Forecasting Models in Grocery Retail Industry. *Theoretical and Applied Issues of Economics*, 2(47), 118-129. <https://doi.org/10.17721/tppe.2023.47.11> (автором розроблено підхід до прогнозування продажів електронної комерції в продуктовому ритейлі на основі моделей часових рядів та методів машинного навчання; 0,86 д.а., з них 0,81 д.а. авторські).

Статті у міжнародних реферованих журналах та матеріалах міжнародних конференцій, індексованих в наукометричних базах

5. Ignatyuk, A., Honcharuk, I., & Yakymchuk, B. (2020). Price Optimization Model for Platform's Goods and Services in Multi-Sided Markets. *Baltic Journal of Economic Studies*, 6(5), 89-95. <https://doi.org/10.30525/2256-0742/2020-6-5-89-95> (*Web of Science*, автором реалізовано економіко-математичну модель для визначення оптимальної стратегії рівноваги Неша для ціноутворення продуктових мульти-платформ; 0,84 д.а., з них 0,12 д.а. авторські).

6. Yakymchuk, B., & Liashenko, O. (2022). Forecasting of New Grocery Store Opening Success Using Machine Learning Algorithms. *12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), Ruzomberok, Slovakia*, 203-206. <https://doi.org/10.1109/ACIT54803.2022.9913157> (*Scopus*, автором запропоновано методику оцінки фінансових показників та підхід до оцінювання ймовірності фінансової успішності інвестиційного проєкту розширення мережі

продуктового ритейлу за допомогою методів машинного навчання; 0,44 д.а., з них 0,40 д.а. авторські).

7. Wright, G., Slukhai, S., & Yakymchuk, B. (2022). Amalgamation and Local Finance: A Case Study of Ukraine. *Central European Public Administration Review*, 20(2), 147-168. <https://doi.org/10.17573/cepar.2022.2.07> (Scopus, Web of Science, автором реалізовано модель машинного навчання для опису функціонального впливу характеристик регіонів на цільові показники ефективності реформи децентралізації; 1,26 д.а., з них 0,28 д.а. авторські).

8. Liashenko, O. & Yakymchuk, B. (2022). Modeling the Optimal Grocery Store Trading Area Using Machine Learning Methods. *IX International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I-2022)*, Kyiv, Ukraine, 325-333. (Scopus, автором запропоновано підхід для прийняття ефективних інвестиційних рішень при розширенні мережі продуктового ритейлу, що надає змогу збалансувати фінансові метрики та показники задоволеності споживачів, використовуючи методи машинного навчання; 0,69 д.а., з них 0,61 д.а. авторські).

9. Yakymchuk, B., Liashenko, O. (2023). Modeling the Resource Planning System for Grocery Retail Using Machine Learning. In: *Antoniou, G., et al. Information and Communication Technologies in Education, Research, and Industrial Applications. ICTERI 2023. Communications in Computer and Information Science*, 1980. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-48325-7_22 (Scopus, автором описано імплементацію системи підтримки прийняття операційних рішень для ефективного управління ресурсами внутрішньої кур'єрської служби продуктового ритейлера за допомоги методів машинного навчання для прогнозування кількості замовлень та оптимізаційних алгоритмів для формування ефективного розподілу змін кур'єрів за типами транспорту; 0,75 д.а., з них 0,69 д.а. авторські).

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації***Тези конференцій***

10. Якимчук Б. Б. (2021). Синергія методів машинного навчання та фінансового моделювання для оцінки інвестиційних проектів. *Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку, матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 18-19 березня 2021 р., м. Київ, 92-93 (0,16 д.а.).*

11. Chernyak, O., & Yakymchuk B. (2021). Assessment of COVID-19 Impact on Grocery Retail in Ukraine. *Book of abstracts of 13th International Conference The Economies of the Balkan and the Eastern European Countries in the Changing World, EBEEC 2021, Pafos, Cyprus, May 14-16, 2021, 73-74 (автором досліджено як COVID-19 вплинув на динаміку українського ринку продуктового ритейлу в розрізі форматів точок продажу за допомогою методів машинного навчання; 0,06 д.а., з них 0,05 д.а. авторські).*

12. Якимчук Б. Б. (2021). Застосування методів машинного навчання для підтримки прийняття інвестиційних рішень. *Матеріали II Міжнародного форуму «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління»: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах. За заг. ред. проф. А.І. Ігнатюк. Київ, 49-52 (0,17 д.а.).*

13. Якимчук Б. Б. (2023). Моделювання оптимального формату відкриття нового супермаркету. *Шевченківська весна 2023. Повоєнне відновлення економіки України: проблеми та перспективи, матеріали XXI Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 29-31 березня 2023 р., м. Київ, 86 (0,17 д.а.).*

14. Yakymchuk B. (2023). The application of time-series forecasting in grocery retail. *Abstracts of the VIII International Scientific Conference "Mathematical Methods, Models and Information Technologies in Economics", Chernivtsi, Ukraine, 20-21 April, 2023, 46-47 (0,21 д.а.).*

ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЇ



Приватне акціонерне товариство

«ФОЗЗИ РІТЕЙЛ»

08132, Київська область, Бучанський район, м. Вишневе, вул. Промислова, будинок 5

Ідентифікаційний код 33870692

від 20.09.2028 № 413/09

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Якимчука Богдана Богдановича
на тему «Моделювання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі
методами машинного навчання»

Довідка видана Якимчуку Богдану Богдановичу, здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеної дисертаційної роботи знайшли своє відображення при трансформації політики компанії щодо прийняття інвестиційних рішень при розширенні мережі супермаркетів.

На основі результатів дослідження Якимчука Б.Б. було розроблено комплексну систему підтримки інвестиційних рішень, що об'єднує розширену аналітику, прогнозне моделювання та бізнес-аналітику для підвищення ефективності прийняття рішень на основі даних для вибору оптимальних місць розташування магазинів, підвищення прибутковості та зменшення ризиків інвестиційної діяльності.

Запропонований комплекс рекомендаційних моделей машинного навчання дозволив підвищити прозорість процесу прийняття рішень, попередити відкриття ризикованих проєктів, ідентифікувати оптимальний розмір площі торгового залу для покращення метрики ефективності продажів до капітальних інвестицій та покращити частку успішних проєктів в структурі портфеля компанії.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Керівник департаменту інвестицій та аналітики
ПРАТ «ФОЗЗИ РІТЕЙЛ»



Пасажко Тарас Сергійович



Товариство з обмеженою відповідальністю

«СІЛЬПО-ФУД»

02090, м. Київ, вул. Бутлерова, будинок 1

Ідентифікаційний код 40720198

від 14.08.2023 № 86-08/5

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Якимчука Богдана Богдановича
на тему «Моделювання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі
методами машинного навчання»

Довідка видана Якимчуку Богдану Богдановичу, здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеної дисертаційної роботи знайшли своє відображення при розробці системи для автоматизованого планування графіків роботи кур'єрів та комплектувальників підрозділу електронної комерції. Запропонована інформаційна система дозволила досягти бажані результати щодо прогнозування попиту та ефективного розподілу ресурсів для задоволення цільового рівня попиту.

При трансформації бізнес-процесів щодо планування графіків роботи персоналу були застосовані теоретичні здобутки та практичні рекомендації Якимчука Б.Б., які висвітлені в результатах дослідження. Зокрема було застосовано запропонований комплекс моделей машинного навчання для покращення точності прогнозування продажів та оптимізаційних моделей для ефективного розподілу ресурсу та підвищення продуктивності кур'єрів.

Завдяки пропозиціям та рекомендаціям Якимчука Б.Б. була підвищена точність прогнозування попиту, продуктивність роботи персоналу, а як результат відбулось значне скорочення метрики витрат на одне замовлення.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор з операційної діяльності е-ком
ТОВ «СІЛЬПО-ФУД»



Тарабанова Надія Андріївна



**CFA Society
Ukraine**

ГРОМАДСЬКА ОРГАНІЗАЦІЯ
«АСОЦІАЦІЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ ПРОФЕСІОНАЛІВ»

+380 93 940 9000

буль. Академіка Вернадського 65, оф. 107
Київ 03142, Україна

info@cfaukraine.org
www.cfaukraine.org

**Громадська організація
«СІЕФЕЙ СОСАЕТІ ЮКРЕЙН»**

03142, місто Київ, бульвар Академіка Вернадського, будинок 65, квартира 107

ЕДРПОУ 37013078

від 18.09.2023 № 1217

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка

Якимчука Богдана Богдановича

на тему «Модельовання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі
методами машинного навчання»

Довідка видана Якимчуку Б.Б., здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеного дослідження були впровадженні у діяльність громадської організації «СІЕФЕЙ СОСАЕТІ ЮКРЕЙН».

Теоретичні та практичні розробки Якимчука Б.Б. були використані в рамках пріоритетного дослідження щодо використання методів машинного навчання у функції корпоративних фінансів для забезпечення ефективного процесу прийняття інвестиційних рішень.

Особистий внесок Якимчука Б.Б. полягає у розробці архітектури системи підтримки інвестиційних рішень, яка дозволяє агрегувати дані з різних джерел для формування аналітики «банку проектів» компанії, побудови рекомендаційних моделей на основі методів машинного навчання та пропонує комплексний формат візуалізації результатів для фінансової оцінки та ефективного моніторингу результатів провадження інвестиційних проектів.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Президент



Шнигоцька Н.О.



TRASH

Товариство з обмеженою відповідальністю

«ТРАШ»

02090, місто Київ, вулиця Бутлерова, будинок 1

Ідентифікаційний код 40688123

від 28.08.2023 № 14-08/29

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка

Якимчука Богдана Богдановича

на тему «Моделювання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі
методами машинного навчання».

Довідка видана Якимчуку Богдану Богдановичу з підтвердженням про те, що основні положення та результати його дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня PhD доктор філософії за спеціальністю 051 «Економіка» мають наукову та практичну цінність, апробовані та були впроваджені у діяльність ТОВ «ТРАШ». Результати дослідження знайшли своє відображення при формуванні ефективної стратегії розвитку підприємства з врахуванням впливу конкурентного середовища та оцінки наслідків пандемії COVID-19 на поведінку споживачів на ринку продуктового ритейлу.

Запропонований підхід до формування процесу оцінки дохідності інвестиційних проектів полягає у розробці комплексу моделей, а також інформаційно-аналітичної системи підтримки прийняття рішень, яка дозволяє прогнозувати фінансові метрики на рівні кожного окремого магазину мережі та моніторити якість виконання планових ключових індикаторів результативності. Система моніторингу дозволяє відстежувати основні фактори впливу на досягнення планових фінансових метрик EBITDA, IRR, NPV, що забезпечує підвищенню якості прийняття інвестиційних рішень та надає можливість значно підвищити рентабельність інвестицій.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор ТОВ «ТРАШ»



Безкоровайний Артем Дмитрович



Товариство з обмеженою відповідальністю

«ФОРА»

08132, Київська обл., Києво-Святошинський р-н,

м. Вишневе, вул. Промислова, будинок 5

Ідентифікаційний код 32294897

від 14.09.2023 № 14-03/8

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Якимчука Богдана Богдановича
на тему «Моделювання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі
методами машинного навчання»

Довідка видана в підтвердження того, що ТОВ «Фора» прийняло до практичного впровадження результати дисертаційної роботи Якимчука Богдана Богдановича, здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Практичні розробки Якимчука Б.Б. були використані при дослідженні ринку продуктового ритейлу та формуванні довгострокової стратегії розвитку компанії.

Завдяки рекомендаціям, що були запропоновані в рамках дисертаційного дослідження була підвищена точність оцінювання інвестиційних проектів, що дозволило компанії покращити процес прийняття рішень та підвищити рівень дохідності інвестиційних проектів. Розроблені економіко-математичні моделі та система підтримки прийняття рішень дозволили побудувати прозорий процес планування та моніторингу фінансової ефективності ініціатив щодо розширення мережі супермаркетів.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Фінансовий директор



В. Шабельник

Шабельник Вячеслав Михайлович

МІНІСТЕРСТВО
ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ



MINISTRY
OF EDUCATION AND SCIENCE
OF UKRAINE

КИЇВСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА

TARAS SHEVCHENKO
NATIONAL UNIVERSITY
OF KYIV

вул. Володимирська, 64/13
м. Київ, 01601, Україна

Тел.: +38 (044) 239-33-33
E-mail: office@knu.ua
Web: https://www.knu.ua

64/13 Volodymyrska St,
Kyiv, 01601, Ukraine

19.01.2024 № 056/0054

На № _____

Д О В І Д К А
про впровадження результатів дисертації
Богдана ЯКИМЧУКА
“Моделювання системи підтримки прийняття рішень
у продуктовому ритейлі методами машинного навчання”
на здобуття наукового ступеня доктора філософії
за спеціальністю 051 “Економіка”

У Київському національному університеті імені Тараса Шевченка апробовані та впроваджені у навчальний процес наукові результати дисертації Богдана Якимчука “Моделювання системи підтримки прийняття рішень у продуктовому ритейлі методами машинного навчання” на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 “Економіка”, що виконана на кафедрі економічної кібернетики економічного факультету.

Основні положення дисертації аспіранта Богдана Якимчука знайшли відображення у навчальній програмі, лекційних і семінарських матеріалах навчальних дисциплін “Mathematical Optimization / Дослідження операцій”, “Економетрика”, “Прикладна економетрика” та навчально-методичному комплексі “Mathematical Optimization”. Аспірантом Богданом Якимчуком представлено та обґрунтовано рекомендації щодо побудови системи підтримки прийняття рішень, спираючись на методи машинного навчання та математичної оптимізації, що дозволить покращити результати стратегічної, інвестиційної та операційної діяльності підприємств та підвищити їх фінансові показники ефективності.

Проректор
з науково-педагогічної роботи



Андрій ГОЖИК