

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА МОН УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА МОН УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

КУЧЕР ПАВЛО ВІКТОРОВИЧ

УДК 330.43:[339.13-047.72:658.62]:616.98-036.21:578.834](043.5)

ДИСЕРТАЦІЯ

**МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ПАНДЕМІЇ НА ДИНАМІКУ ТОВАРНИХ
РИНКІВ**

Спеціальність 051 – Економіка

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

_____ П.В. Кучер

Науковий керівник: Юнькова Олена Олександрівна, кандидат фізико-математичних наук, професор

Київ – 2024

АНОТАЦІЯ

Кучер Павло Вікторович. Моделювання впливу пандемії на динаміку товарних ринків.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка» – Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Київ, 2024.

Дослідницька робота присвячена моделюванню поведінки товарних ринків в Україні під час глобальної кризи, спричиненої пандемією коронавірусного захворювання Covid-19, в період 2020-2021 року.

У дослідженні особлива увага приділяється теоретико-методологічним засадам оцінювання стану та розвитку товарних ринків, застосування яких сприяє визначенню особливостей функціонування ринків в умовах, що пов'язані з кризовими явищами, та передбачати їхню динаміку. Метою дисертаційної роботи є удосконалення теоретико-методологічного підходу оцінювання впливу пандемії на реалізацію окремих видів продукції, передбачення ринкових змін для забезпечення ефективності бізнес-процесів у критичних ситуаціях (надзвичайних умовах), а також формування надійного інформаційно-аналітичного забезпечення щодо комплексного аналізу та моделювання попиту та пропозиції на товарних ринках України.

Значна увага приділяється розробці науково-практичних рекомендацій щодо моделювання динаміки окремих показників функціонування товарних ринків та прогнозування їхнього розвитку. Об'єктом дослідження є процеси розвитку, функціонування і трансформації товарних ринків України в умовах пандемії коронавірусної кризи COVID-19. Предметом дослідження є теоретико-методологічне та інформаційно-аналітичне забезпечення щодо моделювання та прогнозування стану та розвитку товарних ринків України в умовах надзвичайної ситуації – COVID-19.

Незважаючи на суттєві наукові розробки у сфері досліджень товарних ринків, моделювання попиту та пропозиції на товари різних груп з позиції системного підходу, а також наукове обґрунтування та формування інструментарію моделювання в умовах надзвичайних обставин потребують подальшого дослідження. Особливо актуальним в роботі є оцінювання впливу пандемії на структуру та функціонування різних товарних ринків, а також детальний аналіз того, як саме пандемія змінила ринкові тенденції, споживчу поведінку і бізнес-стратегії та визначення довгострокових перспектив розвитку ринків. Результати проведеного комплексного аналізу та їх висновки є необхідною базою для формування ефективних стратегій різними бізнес-структурами щодо адаптації та відновлення товарних ринків після кризи. Це підтверджує практичну доцільність вирішення наукового завдання – теоретичного осмислення впливу пандемії на економіку загалом і окремі її галузі зокрема, розробки науково-методологічних та практичних рекомендацій щодо моделювання економічної ситуації на товарних ринках України шляхом розроблення системи математичних моделей, що відображають коливання попиту в екстремальних умовах.

Застосовуючи методологію комплексного аналізу, в роботі оцінено вплив пандемії на економічну ситуацію в країні. Розглянуто вплив карантинних обмежень на кінцевого споживача, зміни його споживацьких звичок і переваг. Обґрунтовано, що споживач є ключовою фігурою товарного ринку, оскільки розвиток ринку, кількість проданих товарів залежать від того, чи є попит на цей товар чи послугу у кінцевої ланки. Виділено та проаналізовано зміни у споживчих вподобаннях у період пандемії, такі як тенденція до запасання, змінювання пріоритетів і відповідно до цього наповнення споживчого кошику, формування відкладеного попиту тощо.

Проведений структурно-динамічний аналіз економіки України дав змогу визначити особливості діяльності окремих бізнесів в умовах карантинних обмежень. На конкретних прикладах функціонування товарних ринків, ринків послуг (автозаправні станції, ринок доставки їжі, ресторанна сфера тощо) та компаній

проаналізовано ситуацію, що склалася в економіці. Розглянуто заходи окремих компаній і бізнесів (Філіп Морріс, Steko, Обрій, MacPaw, KLO та інші), що впроваджено у відповідь на тогочасні виклики кризової ситуації.

Сформовано інформаційно-аналітичне забезпечення комплексного оцінювання функціонування товарних ринків в умовах пандемії. Основним джерелом інформації при виконанні дослідження є дані з офіційних сайтів Державної Служби Статистики України, експортно-імпортні дані по товарним групам, Google тренди, дані Prozorro, Similarweb, Semrush, Google Analytics, Serpstat, статистичні публікації опитувань громадської думки дослідницьких агенцій, дані торгових мереж та великих ритейлерів. В роботі представлено три групи товарних ринків: продовольчі, непродовольчі та медичні. Для забезпечення повноти дослідження розглядалися товари, часові ряди обсягів продажів яких мали різну структуру: стаціонарні трендові, тренд-сезонні часові ряди. Згідно реакції на пандемічні виклики представлені ринки поділено на 3 сегменти: стабільні, зростаючі та низхідні.

На основі методологічних положень щодо моделювання і прогнозування основних показників функціонування ринків, розроблено і обґрунтовано концепцію системи моделей для аналізу і прогнозування товарних ринків, що дало змогу оцінити зміни ринкової динаміки, передбачати потенційні темпи зростання або зниження обсягів продажів. Для реалізації системи передбачені такі етапи: формування статистичної бази дослідження та попередній розвідувальний аналіз даних (візуальний та кластерний аналіз часових рядів, а також аналіз їх структури), однофакторне моделювання, багатофакторне моделювання, верифікація точності прогнозів, відбір кращих моделей.

Розвідувальний аналіз даних, метою якого є виявлення найзагальніших закономірностей та тенденцій, що склалися на товарних ринках в період пандемії, посприяв виробленню кращої стратегії щодо поглибленого аналізу та уточнення особливостей застосування відповідних математичних моделей та методів. Графічний аналіз даних дав змогу виявити, яким чином конкретні ринки

відреагували на пандемічні виклики, а кластерний аналіз - виявити часові ряди з подібної структурою і зв'язок виокремлених груп рядів з таким впливовим чинником, як рівень захворюваності на COVID-19.

На підставі реалізованого попереднього графічного та кластерного аналізу визначено, що частина ринків не змінила свою структуру (ринок чаю, снеків, напоїв, ринок пробіотиків та засобів від алергії, ринок засобів для гігієни тощо), частина ринків суттєво приросла під впливом викликів кризи (ринок вітамінів, ринок препаратів від випадіння волосся, ринок доставки, ринок автономних засобів пересування, ринок засобів при порушенні менструального циклу тощо). А частина товарних ринків не змогла повністю відновитись після кризи 2020 року, про що свідчить зменшення обсягів продажів товарів (краплі для очей, препарати від кашлю, анальгетики тощо).

Врахування фактору пандемії при моделюванні динаміки товарних ринків є обов'язковим, оскільки ситуація з пандемією напряду вплинула на існуючі ринкові умови, особливо з огляду на зміни в споживацькому попиті та логістиці ланцюжків поставок. При прогнозуванні майбутніх ринкових тенденцій на короткий та середній терміни враховано дані про випадки COVID-19 у 2020 році та побудовано прогноз розвитку пандемії на 2021 рік. Ключовими факторами при моделюванні рівня захворюваності виявилися погодні умови (температура та вологість повітря), а також розповсюдження гострої інфекційної хвороби, яка представлена зафіксованими випадками смертності від «іспанки». Така система показників і застосування регресійної нейромережевої моделі дали змогу доволі точно спрогнозувати рівень захворюваності у 2021 році, і застосовувати отримані результати при моделюванні динаміки продажів товарів, попит на які суттєво змінився в умовах пандемії.

Ідентифіковано структури часових рядів, що відображають обсяги продажів. Проведено комплексний аналіз кожного початкового ряду даних та ряду його перших різниць за допомогою автокореляційної функції та спектрального методу Фур'є. Автокореляційна функція дозволила виявити залежності між значеннями в

ряді на різних часових інтервалах, що сприяло глибшому розумінню внутрішньої структури даних та їх поведінки у часі. Спектральний метод, своєю чергою, дозволив представити ряди у частотній області, та ідентифікувати основні частоти, які характеризують циклічність та сезонні коливання в даних. За допомогою декомпозиції часових рядів визначено загальні тренди і сезонні коливання в поведінці різних категорій ринку. Це сприяло визначенню напрямку, характеру розвитку ринку і визначенню основних факторів, що впливають на його динаміку розвитку.

Ретроспективні дані до 2020 року дозволили створити моделі, які відображали ймовірний розвиток ринків за відсутності впливу пандемічної кризи. Порівняння цих прогнозів з фактичними даними 2020-2021 років дозволило оцінити вплив пандемії на ринки, зокрема визначити ключові зміни в поведінкових закономірностях споживачів. При цьому виявлено значне зниження активності в певних секторах та зростання попиту на деякі категорії товарів і послуг, що спричинене змінами у вподобаннях та звичках споживачів.

На основі запропонованого підходу проведено комп'ютерну реалізацію моделювання і прогнозування часових рядів обсягів продажів у різних ринкових сегментах за допомогою традиційних методів прогнозування (експоненціальне згладжування, метод Хольта-Вінтерса, sARIMA, множинна регресія, квантильна регресія), а також сучасних інноваційних методів (sARIMAx, метод опорних векторів, Facebook Prophet, метод випадкових лісів, нейромережеве прогнозування). Застосований в роботі інструментарій дозволив обирати оптимальні моделі для прогнозування динаміки часових рядів, забезпечуючи при цьому високий рівень точності передбачення.

Адекватність та точність моделей прогнозування перевірено за допомогою методологічних підходів до проведення верифікації. Завдяки цьому, для кожного аналізованого типу товарного ринку ідентифіковано та відібрано специфічні методи моделювання, які забезпечили досить високу точність у відображенні прогнозованих

трендів розвитку. Це дозволило не лише забезпечити високий рівень достовірності прогнозних оцінок, але й уможливило глибше розуміння специфіки впливу глобальних кризових явищ на динаміку конкретних товарних ринків.

У роботі дістали подальшого розвитку концептуальні положення щодо моделювання та прогнозування ключових показників функціонування товарних і нетоварних ринків у надзвичайних умовах, що дало змогу побудувати систему моделей, адаптовану до реалій сьогодення і таку, що враховує особливості динаміки і специфіки розвитку кожного ринку.

Отримані результати мають важливе практичне значення не тільки для розуміння механізмів функціонування ринків у кризових умовах, але й для розробки ефективних стратегій управління та адаптації бізнесу до нових викликів, що ставить глобальна пандемія. Прогнозування, яке широко застосовується при дослідженні товарних ринків, дає змогу підприємцям на основі передбачення майбутнього попиту на товари та послуги визначати обсяги виробництва та обсяги запасів, а бізнес-структурам оптимізувати постачання, керувати запасами та уникати нестачі або надлишку товарів. Передбачення попиту на товари і послуги в умовах кризи сприяє розробці ефективних маркетингових стратегій та формуванню планів продажів товарів для бізнес-структур. Враховуючи динамічний характер сучасних економічних процесів, представлене дослідження закладає фундамент для подальших аналітичних розробок у цій сфері, удосконалює методологію комплексного оцінювання впливу пандемії на стан та розвиток товарних ринків, формує надійне інформаційно-аналітичне забезпечення аналізу та прогнозування економічних та соціальних наслідків глобальних змін.

Ключові слова: товарні ринки, споживчий попит, обсяги продажів, часові ряди, аналіз даних, ряди Фур'є, декомпозиція, кластеризація, регресія, економетричні моделі, прогнозування, економіко-математичне моделювання, машинне навчання, нейронні мережі, пандемія Covid-19.

ABSTRACT

Kucher Pavlo Viktorovych. Modeling the impact of the pandemic on the dynamics of commodity markets.

Thesis for the degree of Doctor of Philosophy in the specialty 051 «Economics». – Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman, Kyiv, 2024.

The research work is devoted to modeling the behavior of commodity markets in Ukraine during the global crisis caused by the Covid-19 pandemic in the period 2020-2021.

In the study, special attention is paid to the theoretical and methodological principles of assessing the state and development of commodity markets, the application of which helps to determine the peculiarities of the functioning of the markets in the conditions associated with crisis phenomena, and to predict their dynamics. The aim of the dissertation work is to improve the theoretical and methodological approach of assessing the impact of the pandemic on the sale of certain types of products, predicting market changes to ensure the efficiency of business processes in critical situations (emergency conditions), as well as the formation of reliable information and analytical support for comprehensive analysis and modeling of demand and offers on the commodity markets of Ukraine.

Considerable attention is paid to the development of scientific and practical recommendations for modeling the dynamics of individual indicators of the functioning of commodity markets and forecasting their development. The object of the research is the processes of development, functioning and transformation of the product markets of Ukraine in the conditions of the pandemic of the coronavirus crisis COVID-19. The subject of the study is theoretical-methodological and information-analytical support for modeling and forecasting the state and development of the commodity markets of Ukraine in the conditions of an emergency situation - COVID-19.

Despite significant scientific developments in the field of commodity market research, modeling demand and supply for goods of various groups from the standpoint of a systemic approach, as well as scientific substantiation and the formation of modeling tools under extraordinary circumstances require further research. The assessment of the impact of the pandemic on the structure and functioning of various commodity markets, as well as a detailed analysis of how the pandemic changed market trends, consumer behavior and business strategies, and the determination of long-term prospects for the development of markets are particularly relevant in the work. The results of the comprehensive analysis and their conclusions are a necessary basis for the formation of effective strategies by various business structures regarding the adaptation and recovery of commodity markets after the crisis. This confirms the practical expediency of solving the scientific task - the theoretical understanding of the impact of the pandemic on the economy in general and its individual branches in particular, the development of scientific-methodological and practical recommendations for modeling the economic situation on the commodity markets of Ukraine by developing a system of mathematical models that reflect fluctuations in demand in extreme conditions.

Applying the methodology of complex analysis, the research assesses the impact of the pandemic on the economic situation in the country. The influence of quarantine restrictions on the final consumer, changes in his consumer habits and preferences are considered. It is substantiated that the consumer is the key figure of the product market, since the development of the market, the number of sold goods depend on whether there is a demand for this product or service at the final link. Changes in consumer preferences during the pandemic period, such as the tendency to stock up, changing priorities and, accordingly, filling the consumer basket, forming delayed demand, etc., are highlighted and analyzed.

The structural and dynamic analysis of the economy of Ukraine made it possible to determine the peculiarities of the activities of individual businesses under the conditions of quarantine restrictions. The situation in the economy is analyzed on concrete examples of

the functioning of product markets, service markets (gas stations, food delivery market, restaurant sector, etc.) and companies. The measures of individual companies and businesses (Philip Morris, Steko, Obriy, MacPaw, KLO and others) implemented in response to the challenges of the crisis situation at that time are considered.

The information and analytical support for the comprehensive assessment of the functioning of commodity markets in the conditions of the pandemic has been formed. The main source of information when conducting the research is data from the official websites of the State Statistics Service of Ukraine, export-import data by product group, Google trends, data from Prozorro, Similarweb, Semrush, Google Analytics, Serpstat, statistical publications of public opinion polls by research agencies, data from trade networks and large retailers. The work presents three groups of product markets: food, non-food and medical. To ensure the completeness of the research, the products were considered, the time series of sales volume of which had a different structure: stationary trend, trend-season time series. According to the response to pandemic challenges, the presented markets are divided into 3 segments: stable, growing and declining.

On the basis of methodological provisions regarding the modeling and forecasting of the main indicators of market functioning, the concept of a system of models for the analysis and forecasting of commodity markets has been developed and substantiated, which made it possible to assess changes in market dynamics, predict potential rates of growth or decline in sales volumes. The following stages are provided for the implementation of the system: the formation of a statistical research base and preliminary intelligence analysis of data (visual and cluster analysis of time series, as well as analysis of their structure), one-factor modeling, multifactor modeling, verification of the accuracy of forecasts, selection of the best models.

Exploratory data analysis, the purpose of which is to identify the most general patterns and trends that have developed in commodity markets during the pandemic, contributed to the development of a better strategy for in-depth analysis and clarification of the specifics of the application of relevant mathematical models and methods. Graphical

data analysis made it possible to reveal how specific markets reacted to pandemic challenges, and cluster analysis revealed time series with a similar structure and the connection of isolated groups of series with such an influential factor as the level of the incidence of COVID-19.

On the basis of the implemented preliminary graphic and cluster analysis, it was determined that part of the markets did not change their structure (the market of tea, snacks, drinks, the market of probiotics and allergy remedies, the market of hygiene products, etc.), part of the markets grew significantly under the influence of the challenges of the crisis (the market of vitamins, the market of drugs against hair loss, the market of delivery, the market of autonomous means of transportation, the market of remedies for the violation of the menstrual cycle, etc.). And part of the product markets could not fully recover after the 2020 crisis, as evidenced by the decrease in sales of goods (eye drops, cough medicines, analgesics, etc.).

Considering the pandemic factor when modeling the dynamics of commodity markets is mandatory, since the pandemic situation has directly affected the existing market conditions, especially given the changes in consumer demand and supply chain logistics. When forecasting future market trends in the short and medium term, data on cases of COVID-19 in 2020 were taken into account and a forecast of the development of the pandemic for 2021 was built. Weather conditions (temperature and air humidity), as well as the spread of an acute infectious disease, which is represented by recorded cases of mortality from the "Spanish flu", turned out to be the key factors in modeling the incidence rate. Such a system of indicators and the application of a regression neural network model made it possible to fairly accurately predict the level of morbidity in 2021, and to apply the obtained results in modeling the dynamics of sales of goods, the demand for which has changed significantly under the conditions of the pandemic.

Time series structures reflecting sales volumes have been identified. A comprehensive analysis of each initial series of data and a series of its first differences was carried out using autocorrelation function and the Fourier spectral method. Autocorrelation function

made it possible to detect dependencies between values in a series at different time intervals, which contributed to a deeper understanding of the internal structure of data and their behavior over time. The spectral method, in turn, made it possible to present the series in the frequency domain and to identify the main frequencies that characterize cyclicity and seasonal fluctuations in the data. Using the decomposition of time series, general trends and seasonal fluctuations in the behavior of various market categories were determined. This contributed to determining the direction, nature of market development and determining the main factors influencing its development dynamics.

Retrospective data up to 2020 made it possible to create models that reflected the likely development of markets in the absence of the impact of the pandemic crisis. Comparing these forecasts with the actual data of 2020-2021 made it possible to assess the impact of the pandemic on the markets, in particular, to identify key changes in the behavioral patterns of consumers. At the same time, a significant decrease in activity in certain sectors and an increase in demand for some categories of goods and services, caused by changes in consumer preferences and habits, were revealed.

Based on the proposed approach, computer implementation of modeling and forecasting of time series of sales volumes in various market segments was carried out using traditional forecasting methods (exponential smoothing, Holt-Winters method, sARIMA, multiple regression, quantile regression), as well as modern innovative methods (sARIMAx, support vector method, Facebook Prophet, random forest method, neural network prediction). The tools used in the work made it possible to choose the optimal models for forecasting the dynamics of time series, while ensuring a high level of prediction accuracy.

Adequacy and accuracy of forecasting models were verified using methodological approaches to verification. Thanks to this, specific modeling methods were identified and selected for each analyzed type of product market, which ensured a fairly high accuracy in reflecting the forecasted development trends. This made it possible not only to ensure a high level of reliability of forecast estimates, but also enabled a deeper understanding of

the specifics of the impact of global crisis phenomena on the dynamics of specific commodity markets.

In the research, the conceptual provisions regarding the modeling and forecasting of key indicators of the functioning of commodity and non-commodity markets in extraordinary conditions were further developed, which made it possible to build a system of models adapted to the realities of today and one that takes into account the peculiarities of the dynamics and specifics of the development of each market.

The obtained results have important practical significance not only for understanding the mechanisms of market functioning in crisis conditions, but also for developing effective management strategies and business adaptation to new challenges posed by the global pandemic. Forecasting, which is widely used in the study of commodity markets, enables entrepreneurs, based on the prediction of future demand for goods and services, to determine production volumes and inventory volumes, and business structures to optimize supply, manage inventories and avoid shortages or excesses of goods. Forecasting the demand for goods and services in crisis conditions contributes to the development of effective marketing strategies and the formation of sales plans for business structures. Taking into account the dynamic nature of modern economic processes, the presented research lays the foundation for further analytical developments in this area, improves the methodology of comprehensive assessment of the impact of the pandemic on the state and development of commodity markets, forms reliable information and analytical support for the analysis and forecasting of the economic and social consequences of global changes.

Keywords: commodity markets, consumer demand, sales volume, time series, data analysis, fourier series, decomposition, clustering, regression, econometric models, forecasting, economic-mathematical modeling, machine learning, neural networks, Covid-19 pandemic.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

У наукових фахових виданнях України

1. Кучер П., Юнькова О. Моделювання динаміки ринку лікарських засобів на прикладі препарату від варикозу. Науковий вісник Херсонського державного університету. 2020. № 40. С. 73–81. URL: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2020-40-13>. (0.63 д.а. , з них 0.56 д.а. авторські: запропоновано та розглянуто підхід до аналізу і моделювання ринку препаратів від варикозу).

2. Кучер П.В., Юнькова О.О. Моделювання та прогнозування товарних ринків на основі методу декомпозиції. Моделювання та інформаційні системи в економіці. 2021. Вип. 101. С. 182-191. URL: <https://doi.org/10.33111/mise.101.15> (0.42 д.а. , з них 0.38 д.а. авторські: автором розглянуто алгоритм побудови прогнозів товарних ринків на основі методу декомпозиції).

3. Кучер П., Юнькова О. Прогнозування динаміки ринку вітамінів за допомогою нейромереж. Наука і техніка сьогодні. 2023. № 3(17). URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-3\(17\)-110-121](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-3(17)-110-121). (0.50 д.а. , з них 0.45 д.а. авторські: автором розроблено та реалізовано прогнозування динаміки ринку вітамінів за допомогою сучасних методів нейронних мереж).

4. Кучер П. В., Юнькова О. О. Моделювання динаміки ринку препаратів для волосся в умовах пандемії COVID-19. Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління. 2024. № 13. URL: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-13-11-01> (0.71 д.а. , з них 0.64 д.а. авторські: автором проведений детальний аналіз трансформації ринку лікарських препаратів для волосся у період коронавірусної пандемії).

Інші публікації

5. Кучер П. Predicting a varicose vein drug using multiple regression. Development, education, culture: integration trends in the modern world: матеріали Міжнар. наук. конф, Осло, 11 April 2023. (0.17 д.а., з них 0.17 д.а. авторські: автором запропоновано підхід до моделювання і прогнозування продажів препаратів від варикозу за допомогою багатofакторної регресійної моделі)

6. Кучер П. Вплив рекламних кампаній на продажі противірусного препарату. Розвиток науки та техніки: виклики сучасності : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Чернівці, 22 верес. 2023 р. (0.17 д.а., з них 0.17 д.а. авторські: автором запропоновано підхід до моделювання і прогнозування продажів противірусного препарату з врахуваннями рекламних кампаній)

7. Кучер П., Юнькова О. Вплив пандемії коронавірусу на різні сектори економіки України. IX Міжнародна науково-практична конференція «Topical aspects of modern scientific research» : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Токіо, 16-18 квіт. 2024 р. (0.29 д.а., з них 0.26 д.а. авторські: автором зроблено аналіз ключових напрямків розвитку секторів економіки України у період пандемії коронавірусу)

8. Кучер П., Юнькова О. Кластерний аналіз товарних ринків в умовах пандемії. LXVII International Scientific and Practical Conference: матеріали Міжнар. наук. конф., м. Чикаго, 12 квіт. 2024 р. 2024. С. 51–55. (0.21 д.а. , з них 0.19 д.а. авторські: автором реалізовано модель кластеризації товарних ринків в умовах пандемії)

9. Кучер П. В., Юнькова О. О. Трансформація ринку доставки із закладів харчування у період пандемії коронавірусу в Україні. International Science Journal of Management, Economics & Finance. 2024. Т. 3, № 1. С. 38–46. URL: <https://doi.org/10.46299/j.isjmef.20240301.04> (0.33 д.а., з них 0.30 д.а. авторські: автором проведений детальний аналіз зміни ринку доставки закладів у період коронавірусної пандемії).

ЗМІСТ

ВСТУП.....	17
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ РОЗВИТКУ ТОВАРНИХ РИНКІВ УКРАЇНИ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ.....	26
1.1. Динаміка функціонування товарних ринків України в період пандемічних обмежень	26
1.2. Адаптація бізнесу у відповідь на пандемію COVID-19	41
1.3. Змінювання споживацької поведінки в період пандемії і карантинних обмежень	52
1.4. Формування інформаційно-аналітичного забезпечення аналізу стану та розвитку товарних ринків	72
Висновки до розділу 1	76
РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНЕ ТА ІНФОРМАЦІНО-АНАЛІТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ ТА РОЗВИТКУ ТОВАРНИХ РИНКІВ.....	79
2.1. Теоретико-методологічні засади моделювання і аналізу показників товарних ринків.....	79
2.2. Графічний аналіз динаміки продажів товарів	93
2.3. Кластерний аналіз динаміки часових рядів продажів товарів.....	108
в умовах пандемії	108
2.4. Моделювання рівня захворюваності на коронавірус (COVID-19)	115
Висновки до розділу 2	121
РОЗДІЛ 3 МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ФУНКЦІОНУВАННЯ ТОВАРНИХ РИНКІВ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ.....	123
3.1. Аналіз структури часових рядів динаміки продажів товарів	123
3.2. Прогнозування динаміки продажів товарів без урахування чинника пандемії ..	135
3.3. Прогнозування динаміки продажів товарів України алгоритмічними методами	141
3.4. Застосування інших кількісних методів прогнозування динаміки продажів товарів.....	154
Висновки до розділу 3	172
ВИСНОВКИ.....	175
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	179
ДОДАТКИ.....	197

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Процеси глобалізації та інтеграції, характерні для початку ХХІ ст., посилили динамічність розвитку міжнародної економіки і торгівлі, а також взаємозалежність між країнами. Мобільність у пересуваннях і суттєве збільшення контактів між людьми сприяли швидкому поширенню коронавірусної інфекції і, як наслідок, запровадженню урядами багатьох країн карантинних заходів, які, в свою чергу, призвели до суттєвих змін як у глобальній, так і в національних економіках. Ринки зазнали переорієнтації у відповідь на змінені потреби та обмеження, пов'язані з пандемією. Аграрний сектор, промисловість, торгівля - усі ці сфери зіткнулися з новими викликами та можливостями.

Ці події вимагали від українських бізнесів і Уряду швидкої адаптації та пошуку нових стратегій ведення бізнесу: диверсифікацію постачань, впровадження інноваційних технологій у виробництві, розробку нових логістичних шляхів, а також перегляд міжнародних торговельних відносин, зменшення залежності від зовнішніх факторів та посилення внутрішнього ринку. В таких умовах великого значення набула підтримка малого та середнього бізнесу, як важливого елемента економічної стабільності та розвитку країни.

Окрім того, з початком війни російської федерації проти України в 2022 році ситуація ще більше ускладнилася. Військові дії призвели до окупації значних територій, відтоку населення, серйозних втрат інфраструктури, перериванню виробничих ланцюгів та загального зменшення економічної активності. Логістика та постачання зазнали серйозних перешкод, що вплинуло на доступність і вартість товарів на внутрішньому та зовнішньому ринках.

Товарні ринки, як місце взаємодії виробників та споживачів, є необхідною складовою ефективного функціонування економічної системи країни і сприяють збільшенню обсягів виробництва, покращують рівень життя населення, є запорукою

забезпечення економічної стабільності. Глобальні пандемії суттєво змінюють ринкові умови, викликаючи швидкі та непередбачувані зміни в попиті та пропозиції, що вимагає від економістів, урядів та бізнес-структур оперативної реакції та адаптації. Тому моделювання й прогнозування товарних ринків в умовах пандемії є ефективним інструментом забезпечення стабільності економічних і соціальних систем у цей безпрецедентний період.

Карантинні обмеження, введені урядами різних країн, призвели до змінювання споживчого попиту, переривання в ланцюгах поставок, коливання цін та змінювання поведінки конкурентів. Розуміння цих чинників є критично важливим для визначення потенційних ризиків і можливостей, а також для розроблення стратегій подолання кризових ситуацій. Під час пандемії, коли стандартні ринкові моделі часто виявляються неефективними, здатність більш точно прогнозувати розвиток подій допомагає зменшити рівень невизначеності та підготувати більш ефективно реагування на швидко змінювані реалії. У таких умовах ідентифікація та аналіз основних тенденцій, які складаються на товарних ринках під час пандемії, є першочерговою задачею, а передбачення та прогнозування подальшого розвитку економічних процесів дає змогу компаніям та урядам антиципувати майбутні зміни на ринках, що є надзвичайно важливим для стратегічного планування, а в деяких випадках і виживання в умовах кризи.

Більше того, коли ринкова ситуація швидко змінюється, регулярне оновлення даних, моделей і прогнозів забезпечує їхню актуальність та дозволяє оперативно вносити корективи в бізнес-плани та товарну політику. Це забезпечує більш гнучкий та відповідальний підхід до управління товарними ринками, що є ключовим для забезпечення економічної стабільності та соціального добробуту в складний період війни та пандемії.

Зокрема, у періоди, коли ланцюги поставок переживають значні перебої, здатність більш точно оцінювати майбутні потреби в товарах та визначати

оптимальні стратегії закупівлі і розподілу стає критично важливою для бізнесу, сприяє оптимізації логістики та управління запасами.

Значний внесок у дослідження теоретичних та практичних аспектів дестабілізації ринків, щодо того, як товарні ринки адаптувались до умов кризи і невизначеності під час коронавірусної пандемії, у класифікацію загроз і механізмів їх запобігання розроблено в наукових працях Микитенко Н., Пахненко О., Камінського О., Білявської Ю., Семенди О., Бочко О., Кожушок Н., Трайно В., Росохатої А., Летуновської Н., Макерської В., Кропиви В., Косар Н., Кузьо Н., Косар О., Гунде Е., Солонини Є., Бережного Я., Овчаренко Л., Біль М., Терендія А., Філатової Л., Благодир Л., Франчук К., Балук Н., Бук Л., Дайновського Ю., Полях С., Ільчука О., Миськіва Г. та ін.

Економіко-математичне моделювання і прогнозування, як основні інструменти кількісного дослідження і передбачення економічних процесів, є сферою інтересу багатьох науковців і практиків. Побудова і розвиток різних моделей та підходів щодо вивчення економічної галузі знайшли відображення у працях таких вчених, як Федорченко А., Бараник З., Катуніна О., Гур'янова Л., Бабенко В., Дербенцев В., Ященко Л., Чуйко Г., Дворнік О., Дарнапук Є., Албанський І., Зражевська Н., Трасковецька Л., Вальчук О., Гащук І., Шінода С., Агравал А., Бербенні Е., Коломбо С., Петропулос Ф., Макрідакіс С., Мартін-Морено Х., Фінн Т., Гюнтер Ф., Фрітш С., Фернандес-Дельгадо М., Руденко О., Безсонов О., Романик О., Дхана Срі К., Шоба Бінду С., Сінгх Д., Сінгх Б., Батвол М., Галассо Дж., Као Д., Хочберг Р., Тираліс Х. та ін.

Водночас, незважаючи на суттєвий науковий доробок у сфері досліджень товарних ринків, моделювання їхньої динаміки на підґрунті цілісного, системного та ґрунтового аналізу, формування та наукове обґрунтування інструментарію моделювання в умовах надзвичайних обставин залишаються малодослідженими. Особливо актуальним є глибоке теоретичне і практичне вивчення впливу пандемії на структуру та функціонування різних товарних ринків. Необхідно детально

аналізувати, як саме пандемія змінила ринкові тенденції, споживче поведіння і бізнес-стратегії та як це вплинуло на довгострокові перспективи розвитку ринків. Визначення цих чинників та їх наслідків є ключовим для формування ефективних стратегій адаптації та відновлення після кризи.

Це підтверджує практичну доцільність вирішення наукового завдання – теоретичного осмислення впливу пандемії на економіку загалом і окремі її галузі зокрема, розробки науково-методологічних та практичних рекомендацій щодо моделювання економічної ситуації на товарних ринках України шляхом розроблення системи математичних моделей, що відображають коливання попиту в екстремальних умовах. Саме ця потреба в детальному аналізі та прагнення до розуміння комплексного впливу пандемії на товарні ринки зумовили вибір теми, цілей і завдань дисертаційної роботи.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота Кучера П.В. «Моделювання впливу пандемії на динаміку товарних ринків» виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт кафедри математичного моделювання та статистики Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана і безпосередньо пов'язана із такими темами: ініціативна науково-дослідна тема «Розвиток методології та інструментарію моделювання економічних систем у контексті підвищення економічної безпеки» (державний реєстраційний номер 0116U001428, 2016-2022 рр.), ініціативна науково-дослідна тема «Технології Дата Сайнс у дослідженні економічних процесів» (державний реєстраційний номер 0122U001994, з 2022 р.), науково-дослідна робота (проект) за кошти державного бюджету "Моделювання глобальної продовольчої безпеки в умовах війни в Україні" (державний реєстраційний номер 0123U102010, 2023-2024 рр).

У межах зазначених тем особисто автором удосконалено теоретико-методологічні підходи щодо застосування моделей для аналізу та прогнозування динаміки товарних ринків в умовах глобальної пандемії. Використаний при цьому

відповідний математичний інструментарій (Data Science) дав змогу здійснити глибокий аналіз та оцінити потенційні зміни на цих ринках.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є удосконалення теоретико-методологічного та інформаційно-аналітичного підходів оцінювання впливу пандемії на реалізацію окремих видів продукції на товарних ринках, передбачення ринкових змін для забезпечення ефективності бізнес-процесів у критичних ситуаціях (надзвичайних умовах).

Значна увага приділяється розробці науково-практичних рекомендацій щодо моделювання динаміки окремих показників функціонування товарних ринків та прогнозування їхнього розвитку.

Для досягнення цієї мети в дисертації поставлені такі завдання:

- удосконалити понятійний апарат дослідження з позиції системного підходу;
- проаналізувати функціонування товарних ринків, їх структуру, основні функції, типи та динаміку розвитку в умовах карантинних обмежень ;
- систематизувати ризики і вплив карантинних обмежень на економічні показники діяльності товарних ринків;
- провести критичний аналіз теоретичних і емпіричних досліджень у сфері моделювання і прогнозування ключових показників діяльності товарних і нетоварних ринків з урахуванням сучасного вітчизняного і світового досвіду;
- сформулювати інформаційно-аналітичне забезпечення щодо оцінювання функціонування товарних ринків в умовах пандемії;
- удосконалити методичні підходи до моделювання і прогнозування діяльності товарних ринків України в кризових умовах;
- розробити систему моделей прогнозування обсягів продажів товарів в кризових умовах з урахуванням структури часових рядів та факторів впливу;
- вибрати оптимальні моделі прогнозування обсягів продажів товарів і розробити практичні рекомендації щодо їх впровадження при прийнятті управлінських рішень.

Об'єктом дослідження є процеси розвитку, функціонування і трансформації товарних ринків України в умовах пандемії коронавірусної кризи COVID-19.

Предметом дослідження є теоретико-методологічне та інформаційно-аналітичне забезпечення щодо моделювання та прогнозування стану та розвитку товарних ринків України в умовах надзвичайної ситуації – COVID-19.

Методи дослідження. У процесі наукового дослідження опрацьовано низку практичних та наукових робіт, статистичних матеріалів і законодавчо-нормативних актів. До наукових праць, які склали теоретико-методологічне підґрунтя дисертації, відносяться роботи провідних економістів у галузі теорії товарних ринків, сфері моделювання й прогнозування процесів, що дозволило сформулювати методологічні засади побудови моделей для показників товарних ринків.

Основним джерелом інформації при виконанні дослідження є дані з офіційних сайтів Державної Служби Статистики України, експортно-імпортні дані по товарним групам, Google тренди, дані Prozorro, Similarweb, Semrush, Google Analytics, Serpstat, статистичні публікації опитувань громадської думки дослідницьких агенцій, дані торгових мереж та великих ритейлерів.

Наукова новизна одержаних результатів. У процесі комплексного дослідження товарних ринків України в умовах пандемії засобами, що ґрунтуються на сучасних економічних та економіко-математичних теоріях, отримано положення, що формують наукову новизну роботи:

вперше

- розроблено систему моделей прогнозування обсягів продажів товарів у період пандемії та карантинних обмежень, яка, на відміну від класичних підходів щодо моделювання економічних показників товарних ринків, враховує структуру часових рядів та фактор пандемії. Це дозволило вибрати оптимальні моделі прогнозування і розробити практичні рекомендації щодо їх впровадження при прийнятті управлінських рішень в критичних умовах;

удосконалено

- тлумачення таких основних категорій як «ринок», «товарний ринок», «кон'юнктура ринку», «споживча поведінка» з урахуванням трансформаційних процесів в умовах пандемії, що сприяє узагальненню концептуальних підходів щодо оцінювання стану та розвитку товарних ринків та зміни споживача;

- теоретико-методологічні засади оцінювання функціонування товарних ринків в умовах карантинних обмежень, з метою систематизації наслідків впливу кризи на стан та розвиток різних галузей економіки, а також окремих бізнес-структур, що дозволяє об'єктивно проаналізувати їх реакції на пандемію для розробки ефективних бізнес-стратегій;

- методологічні підходи щодо формування інформаційно-аналітичного забезпечення оцінювання функціонування товарних ринків з урахуванням специфіки товарних ринків і особливостей розвитку. Це дає змогу охарактеризувати наслідки пандемії на обсяги продажів виокремлених товарних груп, що є підґрунтям для подальшого прогнозування їх динаміки;

набули подальшого розвитку

- концептуальні положення щодо моделювання та прогнозування ключових показників функціонування товарних і нетоварних ринків у надзвичайних умовах, що дало змогу побудувати систему моделей, адаптовану до реалій сьогодення і таку, що враховує особливості динаміки і специфіки розвитку кожного ринку.

Практичне значення одержаних результатів. Запропоновані автором теоретичні положення, методи, висновки і рекомендації є методологічною базою для розробки різних стратегічних напрямів розвитку підприємств в умовах криз і невизначеностей. Основні наукові розробки, висновки та практичні результати дослідження, які ґрунтуються на використанні алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж можуть бути корисними для маркетингових компаній, бізнесів чи окремих галузевих структур. Отримані практичні результати дисертаційного

дослідження підтверджені відповідними довідками про апробацію. Одержані наукові результати впроваджено в роботу:

1. ТОВ «АДАПТИВ МАРКЕТИНГ ІННОВЕЙШЕНЗ» (довідка про впровадження №1811-23 від 18.11.2023). Всі техніки, які детально описані у науковому дослідженні, використані фірмою «Adaptive Marketing Innovations» () для аналізу і прогнозування обсягів продажів окремих товарних груп, що дозволило ефективно адаптувати маркетингові стратегії і убезпечити підприємство від цілком реальних втрат під час кризового періоду. У дослідженні представлені теоретико-методологічні і практичні підходи, спрямовані на моделювання поведінки товарних ринків і споживачів. Вони дозволили виявити довгострокові тренди в споживчій поведінці, щоб адаптувати бізнес процеси до нових кризових умов і ефективніше планувати свої маркетингові кампанії; ідентифікувати потенційні ризики на ринку, пов'язані з пандемією, і розробити стратегії для їх мінімізації.

2. Довідка від Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана про використання результатів дисертаційної роботи під час викладання навчальних дисциплін «Прогнозування часових рядів» та «Тренінг-курсу «Машинне навчання та надвеликі дані» для освітньо-професійної програми першого (бакалаврського) рівня освіти «Економічна кібернетика» за спеціальністю 051 «Економіка». (довідка від 2 травня 2024 року).

Особистий внесок здобувача. Усі одержані наукові результати, які викладені в дисертації та виносяться на захист, одержані автором самостійно і знайшли відображення в наукових публікаціях автора. З наукових праць, які опубліковані у співавторстві, у дисертації використано лише ті положення, ідеї та висновки, які отримані автором самостійно. Конкретний внесок здобувача у наукових працях зазначений у переліку публікацій за темою дисертації.

Апробація результатів дисертації. Результати дисертаційного дослідження доповідалися на міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференціях:

- LXVII International Scientific and Practical Conference, м. Чикаго, 12 квітня 2024 р., "Кластерний аналіз товарних ринків в умовах пандемії".
- Development, education, culture: integration trends in the modern world, м. Осло, 11 квітня 2023 р., "Predicting a varicose vein drug using multiple regression".
- Розвиток науки та техніки: виклики сучасності, м. Чернівці, 22 вересня 2023 р., "Вплив рекламних кампаній на продажі противірусного препарату".
- IX Міжнародна науково-практична конференція «Topical aspects of modern scientific research», м. Токіо, 16-18 квітня 2024 р., "Вплив пандемії коронавірусу на різні сектори економіки України".

Публікації. Основні результати та положення дисертаційного дослідження опубліковані автором самостійно і у співавторстві у 9 наукових працях загальним обсягом 3,4 д.а., з яких 3,1 д.а. належить автору особисто. З них 4 у наукових фахових виданнях України, 5 – інші публікації.

Структура і обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг дисертаційної роботи становить 162 сторінки друкованого тексту, 67 рисунків на 24 сторінках, 11 таблиць на 5 сторінках, 1 додаток на 3 сторінках. Список використаних джерел налічує 151 найменування.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ РОЗВИТКУ ТОВАРНИХ РИНКІВ УКРАЇНИ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

1.1. Динаміка функціонування товарних ринків України в період пандемічних обмежень

Ринок є ключовим елементом будь-якої економічної системи. Це не просто місце, де купують і продають товари та послуги; це складний механізм, що формує основу для взаємодії між покупцями та продавцями, а також визначає спосіб розподілу ресурсів у суспільстві. Ринкова система базується на принципах попиту та пропозиції, де ціни на товари та послуги формуються у природний спосіб на основі балансу між бажанням покупців купити товар за певною ціною та готовністю продавців його продати.

У сучасному світі ринок відіграє вирішальну роль в економічному розвитку та соціальному прогресі. Він не тільки сприяє розподілу матеріальних благ, а також є каталізатором інновацій, конкуренції та підприємницької діяльності. Ринкові механізми дозволяють визначити, які товари та послуги потрібні споживачам, і тим самим стимулюють виробників до підвищення ефективності та якості своєї продукції.

Основні умови для виникнення та успішного функціонування ринку включають ряд ключових елементів, насамперед суспільний поділ праці та спеціалізацію, які є наслідком того, що в рамках будь-якої економічної системи люди не здатні досягти повного самозабезпечення усіма необхідними благами. Різні групи виробників зосереджуються на різних видах господарської діяльності, що зумовлює їхню спеціалізацію у виробництві певних товарів чи послуг. Така спеціалізація ґрунтується на принципі порівняльної переваги, який означає здатність виробляти товари за відносно нижчою альтернативною вартістю.

Іншою важливою умовою є економічна відокремленість суб'єктів ринкового господарювання, яку забезпечує приватна власність. Це включає право власності на ресурси, засоби виробництва та товари, що дає змогу суб'єктам ринку самостійно керувати своїми активами та ухвалювати економічні рішення. Важливим фактором також є вільний обмін ресурсів, який включає свободу укладення контрактів, обмін товарів та послуг на ринкових умовах без надмірного втручання ззовні.

Останнім, але не менш важливим аспектом, є величина трансакційних витрат, що включає всі витрати, пов'язані з угодами, разом з витратами на інформацію, переговори, укладення контрактів, а також витрати на дотримання та виконання цих контрактів. Чим нижчі ці витрати, тим ефективніший і ліквідніший ринок.

До того ж варто зазначити, що сучасна ринкова економіка має бути соціально орієнтованою, щоб виконувати свої завдання, забезпечуючи баланс між ефективністю ринку та соціальним благополуччям. Це означає, що, крім забезпечення ефективності ринкових механізмів, важливо мати на увазі соціальні аспекти, такі як рівність, доступ до основних послуг та захист вразливих груп населення [108]

Інфраструктура товарного ринку складається з підприємств та організацій, які виконують різні функції у сфері обігу товарів, зокрема торговельну діяльність та надання послуг, таких як транспортування, складування, реклама, посередництво та митне обслуговування, спрямованих на рух товарів від виробників до споживачів. А різні групи підприємств та організацій, які займаються купівлею-продажем товарів чи спеціалізуються на наданні послуг власникам товарів на шляху їхнього руху від виробника до споживача, формують елементи цієї інфраструктури, ефективність якої впливає на загальну продуктивність економіки.

Наслідки пандемії, що призвели до суттєвих проблем для всіх економік світу, привернули до себе увагу багатьох науковців і дослідників. Аналіз економічних та соціальних наслідків COVID-19 проведено з різних позицій.

У наукових працях Камінського О. [16], Пахненко О. [52], Скупського Р. [123], Федик М. [136], Разумової Г. [117], Бояринової К. [53] проведено глибокий аналіз наслідків, які мала пандемія Covid-19 на економічне та соціальне становище різних держав. Дослідження охоплює розгляд специфічних умов і викликів, з якими стикалися різні країни, а також оцінює ефективність антикризових заходів, які були вжиті у відповідь на ці унікальні виклики. Автори пропонують комплексний підхід до вивчення цієї тематики, що включає порівняння національних стратегій та їхніх результатів, демонструючи різноманітність досвіду та відповідей на пандемію. Зокрема Федик М. підкреслює, що пандемія здійснила справді значний негативний вплив на світову економіку. Карантинні заходи змінили споживацькі звички, що призвело до зниження виробництва у багатьох секторах, таких як транспорт, туризм, ресторани, промисловість та продовольство. Але, з іншого боку, пандемія стимулювала відсів неплатоспроможних підприємств та розвиток нових цифрових сервісів, особливо у сфері доставки. Попри першочергові переоцінені прогнози, реальні дані за 2020 рік виявили, що деякі країни зазнали лише незначного падіння ВВП. Найбільшого удару зазнали сектори, де зупинка виробництва була найгострішою, зокрема туризм та цивільна авіація [136].

Дослідженню впливу пандемії на товарні ринки з точки зору реакції споживача присвятили свої роботи Микитенко Н.В. [103], Білявська Ю. [103], Семенда О. [122], Бочко О.Ю. [61], Кожушок Н. [61], Трайно В. [132], Біль М. [58], Ільчук О. [80] та інші. Автори наголошують на необхідності розвитку внутрішнього попиту на продукцію вітчизняних виробників, підтримці реального сектору економіки та запобіганні нестабільності фінансового та валютного ринку.

Микитенко Н. в своєму дослідженні дійшла думки, що в умовах пандемії COVID-19, світ зіткнувся не тільки з глобальною економічною кризою, але й із радикальними змінами в усталених моделях споживчої поведінки та давно сформованих стереотипах придбання товарів. Сучасна пандемічна реальність змусила споживачів стати заручниками обставин, що посилили вплив соціально-

економічних, психологічних і контекстуальних факторів, які в свою чергу сприяли створенню нових паттернів у споживанні та поведінці [103].

Змінювання, які відбулися на різних ринках в період пандемії, стали предметом дослідження багатьох науковців. Косар Н., Кузьо Н. [87] досліджували як трансформувався ринок доставки, Солонина Є. [126], Даниленко-Кульчицька В. [68], Смирнов І. [124], Любіцева О. [124] зосередили свою увагу на ринку туризму України, Татарин Н. [130], Закорко К. [130] аналізували фінансовий ринок України. З іншого боку, Козаченко О. [86], Гончаренко Н. [67], Карпова М. [82] та Паска М. [82] досліджували ресторанний бізнес в період пандемії, Муха Р. [105] досліджувала готельно-ресторанно індустрію загалом, Лісіца В. [99] аналізувала мережевий ритейл та вплив коронавірусних обмежень на цю галузь. Такі науковці як Федулова І. [137], Дернова М. [60], Боровик Т. [60], Двуліт З. [69], Сокульській Н. [69], Смірнова К. [125], Янчук Т. [125] зосередились на реакції малих і великих бізнесів на пандемічні виклики. Притульська Н. [116], Мотузка Ю. [116] та Кошельник А. [116] детально аналізували, як трансформувався фармацевтичний ринок в період 2020-2022 років.

Перший випадок зараження новим типом коронавірусу SARS-CoV-2 зафіксовано в грудні 2019 року в Ухані, великому місті Китаю з населенням понад 11 мільйонів осіб. Місто мало активні авіаційні зв'язки з Європою, Австралією, Азією та Північною Америкою. Значне збільшення міграційних потоків спостерігалось під час святкування китайського Нового року в січні 2020 року, що сприяло швидкому поширенню вірусу. У результаті, 11 березня 2020 року Всесвітня організація охорони здоров'я оголосила про пандемію COVID-19 [111 с. 69].

У березні 2020 року Україна зіткнулася з першим випадком зараження коронавірусом. До кінця року ситуація із захворюваністю почала стрімко погіршуватися, внаслідок чого кількість випадків інфікування значно зросла, перевищивши позначку в один мільйон. Упродовж наступного 2021 року, в Україні зареєстровали ще 2,5 мільйони нових випадків інфікування, але вже у 2022 році кількість нових випадків становила 1,7 мільйонів.

Особливістю розвитку епідемії стало те, що багато людей хворіли декілька разів. Крім того, значна частина населення могла перенести захворювання безсимптомно, навіть не підозрюючи про своє інфікування через відсутність явних ознак хвороби. Це створило додаткові виклики для контролю за розвитком пандемії та ефективності запроваджених протиепідемічних заходів [46].

Наступний період з березня по червень/липень був найскладніший для країни загалом, оскільки доводилося повністю адаптуватись до нових реалій життя [109, 89]: було заборонено відвідувати навчальні заклади, проводити масові заходи. Також майже повністю було перекрито будь-яке транспортне сполучення (введено обмеження на пасажирські перевезення). З квітня Кабмін ухвалює жорсткіші обмеження, забороняє відвідування зон відпочинку, групове пересування. Але вже з початком літа 2020 обмеження почали послаблюватись.

Всі ці обмеження, і ті, які були прийняті в подальшому, дуже вплинули на економічну ситуацію в країні. Вплив запроваджених запобіжних заходів на товарні ринки був значним і багатограним. Ось деякі ключові аспекти цього впливу:

- перебої у ланцюгах поставок: Пандемія призвела до великих перерв у ланцюгах поставок по всьому світу. Карантинні заходи, закриття кордонів та перебої у роботі транспортних мереж ускладнили перевезення товарів.
- змінювання в споживчому попиті: Пандемія спричинила змінювання споживчих звичок. Попит на медичні товари, продукти харчування та товари для дому зріс, у той час як попит на товари, пов'язані з подорожами, розвагами та розкішними товарами, суттєво знизився.
- коливання цін: Нестабільність ринків та зміна попиту спричинили значні коливання цін на багато товарів, зокрема, ціни на нафту впали через зниження попиту на паливо.
- перехід до онлайн-торгівлі: Закриття роздрібних магазинів та карантинні обмеження спонукали багато компаній та споживачів перейти до онлайн-покупок. Це призвело до зростання електронної комерції.

- вплив на глобальні інвестиції: Невизначеність та економічні негаразди, спричинені пандемією, позначилися на глобальних інвестиціях та фінансових ринках.
- виробничі зміни: Багато компаній були змушені адаптуватися до нових умов, змінивши свої виробничі процеси, щоб відповідати зміненому попиту та дотримуватися санітарних норм.
- локалізація виробництва: Пандемія також спонукала багато країн та компаній переглянути свої ланцюги поставок і зосередитися на локалізації виробництва, щоб зменшити залежність від імпорту.

Упродовж періоду впровадження карантинних заходів, спричинених пандемією COVID-19, світова економіка зіткнулася з низкою викликів, які детально представлені в табл. 1.1.

Основними проблемами, що вплинули на економічну стабільність, стали фінансові коливання та спад рівня зайнятості серед населення. Нестабільність валютних курсів, коливання на фондовому ринку та інфляційні процеси призвели до зниження доходів населення та збільшення невизначеності серед інвесторів. Ці фактори разом з пандемічними обмеженнями значно ускладнили фінансову ситуацію, що негативно відобразилося на малому та середньому бізнесі, який є важливим компонентом економіки країни.

Перспективи відновлення економіки після завершення карантинних обмежень залежали від швидкості відновлення державного бюджету та відновлення робочих місць, особливо в ключових галузях, які є основними драйверами економічного зростання і забезпечують значну частину зайнятості та створення додаткової вартості в країні. До таких галузей відносяться, зокрема, промисловість, аграрний сектор, ІТ-технології та сфера послуг.

Таблиця 1.1

**Класифікація основних ризиків виробників від запровадження
карантинних заходів в умовах пандемії COVID-19**

Джерела ризиків	Ризики	Наслідки
Зниження споживчого попиту	Зниження обсягів виробництва і реалізації продукції. Зниження імпорту, обмеження поставок окремих видів продукції. Скорочення обсягів інвестицій. Зміни споживчого попиту. Зниження купівельної спроможності населення. Зміна уподобань споживача. Неготовність до альтернативних шляхів задоволення попиту	Зростання безробіття. Зниження купівельної спроможності населення. Неможливість задоволення попиту в окремих видах продукції. Зниження рівня ділової активності. Скорочення ВВП. Погіршення рівня життя населення
Заборона на транспортне сполучення	Зниження експорту й імпорту. Зниження обсягів послуг туристичних галузей. Повна або часткова зупинка виробництва окремих товарів або послуг, які пов'язані з логістичними потоками.	Обмеження поповнення валютних запасів. Зростання безробіття. Обмеження виробництва продукції і споживання послуг. Можливість банкрутства.
Зупинка виробництва продукції для певних підприємств	Скорочення робочої сили. Зниження обсягів виробництва і реалізації окремих видів продукції і послуг. Скорочення інвестицій. Руїнування торгових ланцюгів постачань продукції. Недостатність фінансових ресурсів для відновлення	Скорочення ВВП. Зростання безробіття. Зниження рівня життя населення. Зниження рівня ділової активності. Можливість банкрутства. Зниження рівня капіталізації компаній
Незадовільний розвиток медицини	Відсутність необхідного медичного обладнання і медикаментів. Відсутність необхідної кількості ліжок-місць у медичних закладах. Відсутність засобів захисту медичних співробітників, тестів і належних лікувальних препаратів. Низька кваліфікація медичного персоналу. Нестача фінансування медичних закладів	Зростання кількості захворювань. Зростання смертності серед хворих. Скорочення кількості хворих, що видужали. Недостатність медичної допомоги хворим. Зростання рівня смертності серед медичного персоналу. Панічні настрої

Джерело: [137]

Пандемія COVID-19 суттєво вплинула на різні сектори економіки та товарні ринки. Розглянемо, як саме вона відбилася на різних галузях.

Фінансовий ринок України відчув наслідки пандемії: вартість акцій та облігацій впала, гривня знецінилася. Хоча до пандемії прогнозувалося зростання ВВП на 3,6%, карантинні заходи змінили ситуацію. У першому півріччі 2020 року ВВП скоротився на 6,5%, а в другому кварталі – на 11%. У кінці року падіння

сповільнилося до 3,5% у третьому та четвертому кварталах, а усього за 2020 рік ВВП знизився на 4,4%. Також зменшилася кількість коштів, залучених через державні внутрішні облігації, особливо в національній валюті, на 25% порівняно з попереднім роком. Вересень показав зростання девальвації гривні, що негативно позначилося на попиті на фінансові інструменти у гривні. Карантин вплинув на рівень зарплат: у квітні 2020 року реальна зарплата вперше з 2016 року знизилась на 0,5%. Третина українців втратила дохід або роботу, а більш ніж у третини знизився регулярний дохід, що мало значний вплив на рівень споживання [130, с. 317-318]. У структурі доходів населення за третій квартал 2020 року, порівняно з тим же періодом 2019 року, частка заробітної плати знизилася до 45,5%, тоді як частка «соціальних допомог та інших трансфертів» зросла на 4% до 37,4% [52].

Ця криза також суттєво торкнулася **морського бізнесу**. Крюїнгові агенції, які займаються набором екіпажів для морських суден, відчували на собі перші карантинні обмеження. Медичні огляди для моряків були припинені, а закриття кордонів і припинення авіасполучення ускладнили відправлення та повернення моряків. На деяких суднах виникла ситуація з «подвійними» екіпажами, де два капітани або інші члени екіпажу працюють одночасно. У морських портах України були запроваджені додаткові обмеження, включно з заборобою членам екіпажу залишати судно під час стоянки в порту. Міжнародні конвенції вимагають дотримання «мінімального складу екіпажу» для експлуатації судна. Пандемія також спричинила складнощі з репатріацією тіл померлих моряків та особистих речей зниклих безвісти [74]. Пандемія спричинила значні коливання у вартості морських перевезень. До кризи вартість відправлення 40-футового контейнера з Китаю до Одеси становила 2-4 тисячі доларів. Однак, перед січнем 2021 року ціни зросли до 13 тисяч доларів, а потім знизилися до 8-9 тисяч доларів. Влітку 2021 року вартість перевезень знову коливалася в діапазоні від 10 до 15 тисяч доларів. Ці зміни цін були викликані декількома факторами, зокрема нестачею транспортних суден, заторами з контейнерів у провідних світових портах, а також загальне розбалансування морського транспорту

на тлі зростаючого попиту після тривалого періоду низьких цін на фрахт. Це зростання вартості морських перевезень змусило багатьох виробників шукати альтернативні методи доставки своїх товарів [104]. Впроваджені країнами обмеження і нові правила негативно вплинули на роботу морських перевезень, збільшуючи вартість операцій та створюючи ризики для українських моряків за кордоном. Загалом, пандемія створила низку викликів для морського сектору, вимагаючи адаптації до нових умов.

Значних втрат через пандемію COVID-19 зазнав також **туристичний сектор** та супутні до нього галузі. За даними Всесвітньої туристичної організації (UNWTO), цей сектор втратив 935 мільярдів доларів у перші 10 місяців 2020 року через карантинні обмеження та інші заходи, пов'язані з боротьбою з пандемією. Цей фінансовий удар такий великий, що рівень світового туризму фактично повернувся до показників 1990 року [124, с.196]. Обмеження на пересування та карантинні заходи призвели до значних скорочень у виїзному та внутрішньому туризмі України. Загальні втрати у туристичній сфері країни оцінюються більш ніж у 1,5 мільярда доларів США. Затримка початку курортно-рекреаційного сезону та введення обмежувальних заходів виявилися значним ударом не тільки для туристичної галузі, але й для супутніх сфер, таких як готельно-ресторанний бізнес, транспорт, роздрібна торгівля, індустрія розваг та культурні установи. Водночас, ця ситуація також стала каталізатором для зростання внутрішнього туризму в Україні. Обмеження на пересування та зниження доходів громадян спонукали багатьох відкрити для себе відпочинок в межах власної країни. Це може вважатися позитивною тенденцією, яка сприяє розвитку внутрішнього туризму, пробуджує інтерес до відкриття нових куточків України та підтримує місцеву економіку [68, с. 121].

Фармацевтичний ринок напевно чи не найбільше трансформувався під впливом пандемії у 2020-2021 роках. На початковій стадії епідемії COVID-19 в Україні спостерігалось значне зростання попиту на лікарські засоби, оскільки населення відчувало паніку та невизначеність щодо майбутнього перебігу

захворювання. Це призвело до масової закупівлі медикаментів, особливо тих, що сприяють підтриманню імунітету та загального здоров'я. Однак, коли уряд України ввів строгі карантинні заходи, що включали локдаун на національному рівні, спостерігалось зменшення обсягів споживання ліків. Це могло бути пов'язано з обмеженнями на пересування людей та тимчасовим закриттям деяких аптечних закладів. Проте, з часом, коли епідемічна ситуація стала більш передбачуваною, і люди пристосувалися до нових умов життя під час пандемії, споживання медикаментів знову почало зростати. Зокрема, це стосувалося періодів збільшення захворюваності, коли попит на лікарські засоби, які використовуються для лікування COVID-19, ускладнень від хвороби та супутніх станів, різко зростав. Серед найбільш затребуваних препаратів були антибіотики, що використовуються для запобігання та лікування бактеріальних інфекцій, які можуть виникати на тлі COVID-19. Також зросли обсяги споживання протизапальних, жарознижувальних та протизастудних ліків, оскільки вони є ключовими у симптоматичному лікуванні COVID-19. Важливими стали також антитромботичні препарати, через зв'язок між COVID-19 та підвищеним ризиком тромбоутворення. Окремо варто відзначити зростання споживання протівірусних лікарських засобів, які використовуються для лікування та профілактики вірусних інфекцій. Для легких форм захворювання, зазвичай, призначається симптоматичне лікування, що включає жарознижувальні засоби, як парацетамол або ібупрофен, для зменшення лихоманки та болю. Аналіз даних про аптечні продажі цих препаратів підтверджує їх широке використання [64].

Починаючи з осені 2020 року, в Україні спостерігалось значне зростання популярності вітамінних комплексів та моновітамінів. Це стало результатом збільшеного усвідомлення населенням важливості підтримки імунної системи як запобіжного заходу проти COVID-19. Вітаміни D та C, а також мінерали, зокрема цинк, стали особливо затребуваними через їх здатність посилювати імунну відповідь організму. Вітамін D, який відіграє ключову роль у регуляції імунної системи та підтриманні здоров'я кісток, став одним з найбільш затребуваних добавок. Зростання

його популярності було спричинене дослідженнями, що вказують на потенційний зв'язок між низьким рівнем вітаміну D та підвищеним ризиком розвитку тяжких форм COVID-19. Цинк - мінерал, який відіграє важливу роль у підтриманні імунітету та загоєнні ран, також став одним із затребуваних елементів у складі вітамінних комплексів. Збільшення попиту на ці добавки відбувалося в контексті зростаючої загальної уваги до здоров'я та благополуччя під час пандемії. Люди стали більш уважними до свого здоров'я, прагнули зміцнити імунітет та покращити загальний стан організму.

Пандемія 2020-2021 років стала значним викликом для **ресторанного бізнесу** в Україні, спричинивши найбільшу кризу в історії цієї галузі. Значне скорочення кількості ресторанів та кафе відбулося від 18636 закладів на початку 2020 року до 14768 на початку 2021 року, тобто майже на 4000 закладів, що становить зменшення на 21%. Це масштабне скорочення було викликане різними факторами, включаючи відсутність достатнього фінансового резерву у частини закладів, які були змушені закритися. Ті заклади, що залишилися відкритими, зіткнулися з рядом викликів, зокрема, з втратою доступу до ринків, обтяжливими орендними платежами та комунальними рахунками, а також з фінансовими труднощами, спричиненими зниженням купівельної спроможності клієнтів. Усе це створило серйозні випробування для ресторанного бізнесу в країні [86, с. 173]. Протягом 2020 року ресторанний ринок України зазнав значних втрат, сумарно втративши майже 6 мільярдів гривень. Основні причини такого значного падіння включають декілька періодів локдауну, запровадження обмежувальних карантинних заходів, специфічно спрямованих на ресторанний бізнес, а також значне зниження кількості іноземних туристів. Всі ці фактори спільно вплинули на зменшення доходів і прибутків галузі ресторанного бізнесу [49].

З початком пандемії COVID-19 у березні 2020 року, яка спонукала до введення карантинних заходів, інші бізнеси у **сфері послуг** також зіткнулися з серйозними

викликами. Зокрема заклади обслуговування змушені були призупинити свою діяльність, що поступово, але невблаганно завдавало значної шкоди бізнес-власникам.

Пандемія не обмежилася лише впливом на зазначені галузі, а також поставила під загрозу існування **кінотеатрів**. Скасування запланованих прем'єр вже знятих фільмів, припинення кіновиробництва та дистрибуції кінопродукції спричинили значні фінансові втрати для всієї кіноіндустрії. Згідно з рішенням Кабінету Міністрів України, виданим 16 березня 2020 року, усі кінотеатри мали бути закриті. У результаті, планові кінопокази були скасовані, а частина працівників була змушена піти у незаплановану відпустку без збереження заробітної плати. Деяким кінотеатрам, яким вдалося пережити тривалий період бездіяльності, пощастило відновити свою роботу у липні 2020 року. Проте, вже у січні наступного року, через новий локдаун, кінотеатри знову були закриті. Зниження доходів кінотеатрів було зумовлено не тільки пандемією та карантинними обмеженнями, але й відсутністю нових голлівудських блокбастерів. Керівник департаменту комунікацій мережі кінотеатрів Multiplex зазначає, що глобальні кіностудії значно скоротили кількість нових великих релізів у 2020-2021 роках, які завжди приваблюють увагу глядачів. Наприклад, з моменту введення карантинних обмежень у 2020 році випуск великих фільмів був майже припинений, за винятком таких стрічок, як «Тенет» та «Диво-жінка» від Warner Bros. та анімаційного фільму «Душа» від Pixar. Вона висловила надію, що з нормалізацією випуску нових фільмів і завершенням пандемії відвідуваність кінотеатрів знову зросте [100].

Подібно до кіноіндустрії, **сфера театрального мистецтва, музичних шоу та фестивалів** також зазнала значного збитків від пандемії COVID-19. Театри по всій Україні зіткнулися з необхідністю закриття своїх дверей для глядачів на невизначений термін у відповідь на карантинні заходи. Це призвело до втрати доходів, викликані відсутністю квиткових продажів, а також створило виклики у плануванні та виконанні майбутніх вистав. Музичні шоу та фестивалі, які традиційно збирають тисячі відвідувачів, також постраждали через обмеження на масові

зібрання. Багато запланованих подій було відкладено або скасовано, що завдало шкоди організаторам, музикантам та всій супутній індустрії, включаючи звукотехніків, охорону та інші служби. Ця ситуація призвела до значної невизначеності у музичній індустрії та поставила під загрозу майбутнє багатьох артистів і виконавців, які залежать від виступів наживо як важливого джерела доходу.

Але хоч з одного боку сектори економіки, товарні ринки, окремі групи товарів досить сильно постраждали від кризи, держава намагалась підтримувати бізнеси у цей період. Протягом 2020 року економіка України переживала зниження ділової активності у різних сферах, однак отримала фінансову підтримку від ЄС, зокрема для розвитку сільського господарства та малих фермерських господарств на суму до 26 млн євро, а також для підтримки електронного урядування та цифрової економіки на суму до 25 млн євро. Програма EU4BUSINESS надала фінансування до 20 млн євро для підтримки малих та середніх підприємств (МСП). Український уряд виділив 4,7 млрд грн. на карантинні програми, включаючи три нові програми підтримки бізнесу під час посиленого карантину. У 2021 році Уряд запровадив систему підтримки бізнесу, що включає кредитні канікули, програми підтримки малого та середнього бізнесу, а також спеціалізовані програми для аграрного сектору. Особлива увага була приділена розробці інформаційних платформ для підтримки бізнесу, зокрема для забезпечення МСП можливості участі у програмах з державного та місцевих бюджетів. Загальні зусилля уряду були спрямовані на стабілізацію та підвищення бізнес-активності в секторі МСП, що мало сприяти подоланню економічної кризи та розвитку конкурентоздатної національної економіки [60].

Також варто зазначити, що пандемія COVID-19 суттєво вплинула на соціальну безпеку України, висвітлюючи глибокі структурні проблеми та недоліки в різних сферах суспільного життя. Пандемія призвела до зростання безробіття, погіршення економічної стабільності та збільшення соціальної нерівності, що, в свою чергу, підвищило рівень бідності серед населення. У системі охорони здоров'я виникли серйозні проблеми через перевантаження медичних установ, недостатню кількість

ресурсів і персоналу, що спричинило зниження якості медичних послуг. Крім того, криза сприяла зростанню кіберзлочинності, оскільки багато людей перейшли на дистанційну роботу, що підвищило вразливість інформаційних систем. Все це разом посилює соціальну напруженість і виявило необхідність реформ у сфері соціальної політики та безпеки [16].

У рамках заходів допомоги у зв'язку з пандемією COVID-19, уряд України виділив 6 млрд грн Фонду загальнообов'язкового державного соціального страхування України на випадок безробіття. З цієї суми 4,723 млрд грн призначено для допомоги малим та середнім підприємствам для покриття зарплати працівникам, у зв'язку зі скороченням робочого часу під час карантину (частковому безробіттю). Решта 1,277 млрд грн спрямована на підвищення мінімального розміру допомоги по безробіттю з 650 грн до 1000 грн. Також були запроваджені додаткові виплати пенсіонерам та здійснена 11% індексація пенсій з травня 2020 року. Уряд збільшив компенсації на оплату житлово-комунальних послуг для одержувачів житлових субсидій та спростив порядок надання цих субсидій для громадян, які втратили роботу через карантин і стали на облік як безробітні. Окрім того, було запроваджено допомогу на дітей для певних категорій фізичних осіб-підприємців, які мають дітей до 10 років і належать до першої та другої груп платників єдиного податку.

Для подолання дефіциту протиепідемічних товарів та контролю за цінами на товари першої необхідності під час карантину, уряд України ввів кілька тимчасових регуляторних заходів. Ці заходи включали звільнення від ввізного мита та ПДВ для товарів, необхідних для боротьби з коронавірусом, та їхнє пріоритетне митне оформлення. Також були введені тимчасові обмеження на експорт протиепідемічних товарів та деяких харчових продуктів, які згодом були зняті. Уряд установив нові умови для виробництва та обліку етилового спирту та дезінфекційних засобів, а також вніс зміни до податкового законодавства, щоб стимулювати участь у боротьбі з COVID-19. Було запроваджено державне регулювання цін на товари із важливим соціальним значенням та товари протиепідемічного призначення, вимагаючи

декларування зміни роздрібних цін у разі їх збільшення на 5% і більше. Регулювання цін діяло з 18 травня 2020 року і мало тривати до закінчення карантину [119].

У системі державного втручання в бізнес важливу роль відіграє державна підтримка підприємництва. У зв'язку з цим, Кабінет Міністрів України запровадив ряд заходів, спрямованих на підтримку бізнесу під час пандемії COVID-19. Ці заходи були розроблені для того, щоб мінімізувати фінансовий тиск на підприємців у період дії карантинних обмежень, і стали ключовим аспектом у забезпеченні стабільності та подальшого розвитку підприємництва в країні [70]:

- Орендарі, чия діяльність була обмежена або заборонена урядовими заходами, могли звернутися за скасуванням або відстроченням орендних платежів;
- КМУ прийняв рішення про надання часткових державних гарантій банкам на портфельній основі, що забезпечувало доступність кредитів для бізнесу. Також було визначено механізм надання цих гарантій, спрямований на підтримку мікро-, малого та середнього підприємництва, та розширено коло банків-кредиторів, які можуть брати участь у програмі отримання гарантій;
- КМУ затвердив з доопрацюванням Програму стимулювання економіки для подолання наслідків епідемії Covid-19;
- Тимчасово скасовані штрафні санкції за неповну або несвоєчасну сплату суми єдиного внеску чи несвоєчасне подання звітності;
- Податкові канікули – відміна низки штрафів за порушення податкового законодавства (окрім певних пунктів);
- Уряд вдосконалив механізм державної програми «Доступні кредити «5-7-9%», розширив її функціонал та коло підприємців, які зможуть нею скористатися;
- Розширення допомоги за тимчасовим безробіттям чи непрацездатністю;
- Відтермінування річних декларацій про майновий стан і доходи за попередній 2019 рік;

1.2. Адаптація бізнесу у відповідь на пандемію COVID-19

Пандемія COVID-19 стала випробуванням для бізнес-середовища на глобальному рівні, викликаючи безпрецедентну потребу у переосмисленні та адаптації бізнес-моделей. Зіткнувшись із непередбачуваними обмеженнями, економічними змінами та новими вимогами споживачів, підприємства по всьому світу були змушені шукати інноваційні шляхи для виживання та розвитку. Різні галузі відреагували на ці виклики по-різному, змогли провести ключові трансформації в бізнес-стратегіях та моделях, що допомогли їм адаптуватися до нової реальності пандемічного світу.

Згідно результатів дослідження [118],десь 37% опитаних компаній виграли від пандемії, 15% не змінились, а майже половина досить суттєво постраждала в тій чи іншій мірі від кризи. Серед тих, хто зумів виграти від ситуації, яка склалась, провели окреме опитування, щоб зрозуміти, які ж були основні фактори того, що компаніям вдалось утриматися на плаву (рис. 1.1). Як виявилось, саме зростання попиту на товар/бренд під час пандемії був визначальним для багатьох. Але 56% заявили, що для них визначальною була адаптація до бізнес-реальності. Крім того, значна частина опитаних вказала, що важливими виявилися пропозиції нових послуг та впровадження інновацій. Для третини важливим була також репутація компанії та залученість компанії у боротьбу з коронавірусною інфекцією, що вказує на те, що корпоративна соціальна відповідальність бізнесів є важливою і потрібною для суспільства, особливо у складні часи.

Отже, адаптація бізнесів до викликів, з якими вони зіткнулися у 2020-2021 роках, виявилася ключовою для їхнього розвитку та еволюції. Цей період вимагав гнучкості, інноваційного мислення та здатності швидко реагувати на зміни, що відбуваються в глобальному економічному ландшафті. Успішні компанії використовували цю складну ситуацію як можливість для перегляду своїх бізнес-

моделей, впровадження нових стратегій та підходів до роботи, що допомогло їм не тільки вижити у кризу, а й відкрило шляхи для подальшого розвитку та зростання.

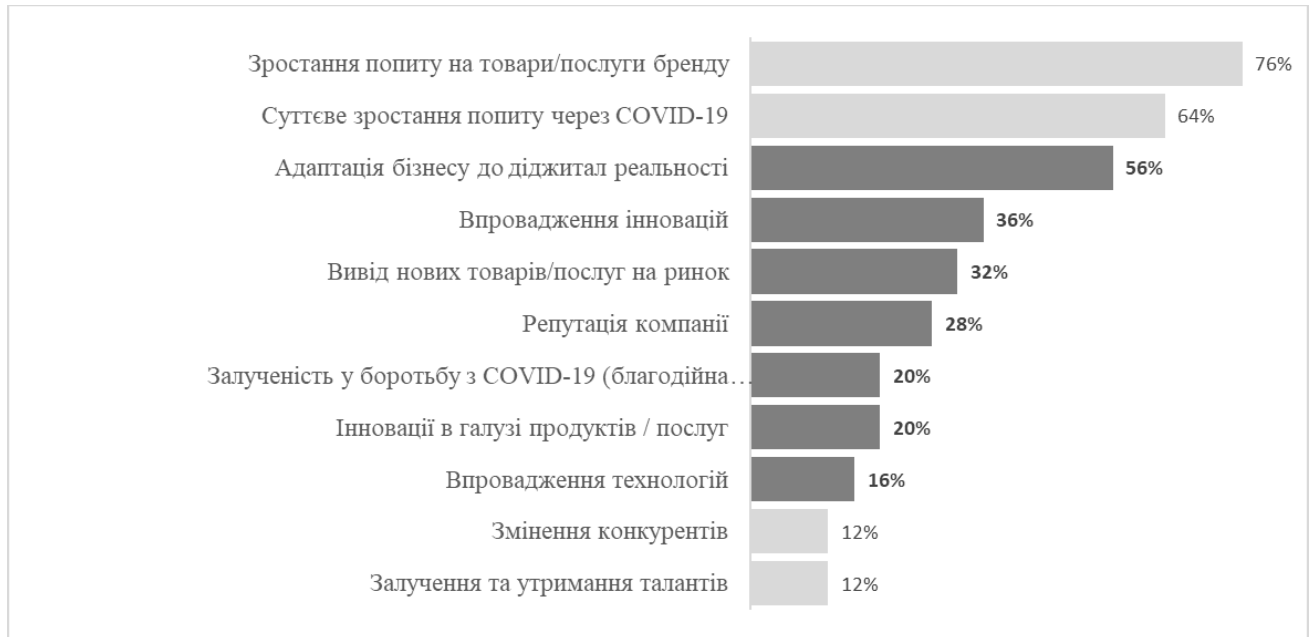


Рис. 1.1. Фактори, які вплинули на те, що бізнес виграв від ситуації з коронавірусом

Джерело: [118]

Вплив пандемії на світову економіку виявився безпрецедентним, примушуючи бізнеси у всіх секторах до швидкої адаптації та внесення змін у свої стратегії. Різні ринки виявили різноманітні підходи до адаптації в умовах пандемії COVID-19.

Криза 2020-2021 років призвела до серйозних викликів для індустрії **кінотеатрів**, які були змушені шукати нові шляхи для виживання. Серед найбільш постраждалих виявились мережі кінотеатрів Multiplex та київський кінотеатр «Жовтень». За інформацією Катерини Зосіної, представниці Multiplex, перший локдаун спричинив звільнення 70% персоналу, і хоча деякі працівники повернулись на роботу після зняття обмежень, загалом мережа втратила 50% співробітників. У мережі «Планета кіно», за словами співвласника Дмитра Деркача, також довелось звільнити близько 30% персоналу через фінансові труднощі, викликані локдаунами. В умовах пандемії, кінотеатри були змушені адаптувати свою стратегію для виживання. Одним із ключових елементів антикризового менеджменту стало

введення продажу сертифікатів на відвідування кіно. Ці сертифікати могли бути використані після повторного відкриття кінозалів. Така ініціатива була успішною у Multiplex, «Планета кіно» та кінотеатрі «Жовтень». Іншою популярною стратегією став продаж і доставка попкорну, який дозволив кінотеатрам згенерувати додатковий дохід. Наприклад, мережі Multiplex та «Планета кіно» запустили таку послугу, деякі навіть розширили свою пропозицію, розпочавши продаж попкорну у супермаркетах. Ці кроки допомогли кінотеатрам вирішити проблему втрати доходів від закриття залів і підтримали їхню діяльність у цей важкий період [100].

Також доволі сильно пандемія зачепила **автозаправні станції** України. Багато закладів стикнулись з доволі цікавим моментом, що клієнтів стало більше, ніж раніше. Причиною цього було те, що АЗС відносяться до категорії закладів, яким дозволили працювати під час пандемії. Тому на багатьох станціях почали готувати каву та їжу «на виніс», біля каси встановили обмежувальні лінії та заборонили вживати їжу у приміщенні [148].

Пандемія COVID-19, хоча й виявилась великим випробуванням для світової економіки, стала каталізатором для нових бізнес-можливостей. **Сектор доставки їжі**, який включає таких гравців, як Glovo та Bolt Food, демонстрував значне зростання, що стало відповіддю на зростаючий попит серед споживачів, обмежених у своїх можливостях виходити з дому. Зменшення обмежень у 2021 році сприяло відновленню роботи ресторанів, приваблюючи клієнтів, які прагнули повернутися до звичного соціального життя після довгого періоду карантину. Зі зниженням інтенсивності пандемії, компанії, що займаються доставкою, адаптували свої послуги, розширюючи спектр пропозицій. Тепер вони не тільки доставляли їжу з ресторанів, а й почали пропонувати доставку ліків, квітів, продуктів гігієни та інших товарів першої необхідності. Це відображає загальну тенденцію до "універсальності" сервісів, яка спостерігається і в інших сферах, як, наприклад, трансформація автозаправних станцій. АЗС у Україні вже не просто місця для заправки авто; вони стали центрами, де можна випити кави, перекусити, відпочити та скористатися

Інтернетом. Такий підхід, який включає широкий спектр послуг в одному місці, став відповіддю бізнесів на зміни у споживацькій поведінці, викликані пандемією, і дозволив компаніям залишатися конкурентоспроможними та привабливими для широкого кола клієнтів [62,72].

Також дуже сильно змінилась робота **ресторанного** бізнесу, адже введені обмеження змушували рестораторів шукати способи адаптації до нових умов. Вже в перші тижні після запровадження локдауну, сектор ресторанного бізнесу зіткнувся з різким зменшенням кількості активно діючих підприємств – на 66%. Також було зафіксовано падіння в обсягах обороту цих закладів, яке склало 79% [67, с. 41]. Після пом'якшення карантинних обмежень близько 86% закладів харчування змогли відновити свою діяльність. Однак, значна частина гравців у сфері готельно-ресторанного бізнесу не змогла ефективно адаптуватися до викликів, спричинених пандемією, та зіткнулася з фінансовими труднощами, що призвело до банкрутства деяких із них [105].

Одним з наслідків кризи для багатьох ресторанів, стала трансформація підходу до меню закладів. Під впливом коронавірусних обмежень значна кількість ресторанів ухвалила рішення про перехід на використання QR-кодів для представлення свого меню. Цей крок дозволив мінімізувати фізичний контакт між клієнтами та персоналом, забезпечуючи більш безпечне та гігієнічне середовище у закладах харчування. Відвідувачі можуть просто відсканувати QR-код за допомогою своїх смартфонів та переглянути меню, що є зручним та сучасним рішенням. Ця тенденція була характерна не лише для періоду 2020-2021 років, а й досі користується високою популярністю [86].

Передусім з підвищенням попиту на доставки, ресторани були змушені адаптуватись і починати або запускати власну доставку, або ж укласти договори зі сторонніми сервісами. Як варіант, також частина бізнесів використовувала опцію «їжа на виніс» не порушуючи цим карантинні обмеження. Крім того, щоб залучити клієнтів і втримати позиції на ринку, заклади впроваджували інноваційні підходи до

обслуговування та забезпечення безпеки відвідувачів. Це включало розробку нових форматів роботи, перехід до більш гнучких моделей обслуговування, а також впровадження підвищених заходів гігієни і профілактики для захисту клієнтів та персоналу [67]:

- «Китайський Привіт», «В'єтнамський Привіт», «Тайський Привіт» приєднали сервіси доставки їжі Glovo, Uber Eats, Raketa, переформатували свою роботу в формат «на виніс», приєднали сервіси доставки їжі до сервісів доставки Glovo, Uber Eats, Raketa;
- «Сім'я ресторанів Дмитра Борисова» – частина закладів продовжили роботу у форматі доставки – розробили нові сервіси роботи: ready to eat та ready to cook – запустили новий формат доставки – 1 euro delivery;
- «Сито-П'яно» – запустили свою власну доставку, об'єднали 2 ресторани, перенесли потужності в один заклад;
- Guramma Italiana – об'єднали два ресторани, запустили власну доставку;
- BarPasageGartenberg – запустили онлайн-замовлення, розпочали розроблення програми лояльності;
- Salateira – приєднали сервіс доставки Glovo;
- Nēggenshil – переформатували роботу у формат take-away, розробили спеціальне меню в карантин, уклали договір із місцевою службою таксі, через яку здійснюють доставку страв;
- «Дженерал Войс» – запустили виготовлення та доставку напівфабрикатів власного виробництва (вареники, пельмені, хінкалі);
- Mamamia – розробили новий сервіс доставки Cooking Box;

Пандемія COVID-19 спричинила глибокі та далекосяжні зміни у поведінці споживачів, змушуючи компанії переосмислити та модернізувати свої маркетингові та товарні стратегії. Цей процес включає в себе декілька ключових напрямків, які було виділено у дослідженні [142, с. 98-99]:

- **Філософія та мета підприємства:** Сучасні споживачі очікують, що компанії будуть ставити безпеку та добробут громадян і працівників вище за прибутки. Довіра до брендів тепер базується не лише на їхній здатності виконувати обіцянки, а й на турботі про здоров'я та збереження особистих даних споживачів. Виникає зростаючий інтерес до локальних брендів, що відображає бажання підтримки місцевих громад та економік;
- **Еволюція бізнес-моделі:** Стійка тенденція до розвитку онлайн-платформ є відповіддю на змінені умови ринку. Більшість компаній змушені або перетворитися на онлайн-платформи, або інтегруватися з існуючими. Це вимагає гнучкості та спроможності до співпраці між брендами та платформами;
- **Переосмислення вартості ведення бізнесу:** Зростаюча потреба в інвестиціях у нові технології стає важливою для підвищення ефективності управління ланцюгами постачання та запасами, впровадження програм лояльності, аналізу клієнтських даних та технологій безпеки;
- **Вибір клієнта:** Споживачі сьогодні звертають менше уваги на розмаїтість асортименту та більше на безпеку товарів. Компанії повинні зосередитися не лише на забезпеченні продажів, а й на доступності товарів та покращенні користувацького досвіду;

Важливим моментом адаптації є подолання внутрішніх викликів в рамках конкретних бізнесів чи компаній, які спричинені епідемією чи будь-якою іншою кризовою ситуацією. Різні бізнеси по-різному реагували на ці процеси, щоб утриматись на плаву і мати змогу утримати власних співробітників для продовження функціонування в умовах повної невизначеності.

Філіп Моріс Україна адаптувалася [149] до нових реалій, змінивши формат роботи своїх співробітників. Більшість перейшла на дистанційну роботу повністю або частково. Компанія активно використовувала онлайн-зустрічі та комунікації, де лідери та експерти надають важливу інформацію про COVID-19 та способи його запобігання. Для забезпечення безпеки співробітників компанія надає засоби

індивідуального захисту, а також психологічну підтримку та поради щодо роботи з дому. Незважаючи на зміну характеру роботи, компанія зберігає всі компенсації та зарплати. Компанія також зосередилася на підтримці співробітників у разі захворювання COVID-19, надаючи 100% оплату лікарняного та компенсацію лікування. Водночас, Філіп Моріс Україна визнає важливість винагороди за відданість співробітників та шукає можливості для їх додаткового заохочення. Компанія також відкрита до відпусток, якщо співробітники побажають скористатися ними під час карантину.

Важливим аспектом є відкритий зворотний зв'язок, компанія активно спілкується зі своїми співробітниками та враховує їхні пропозиції. Крім того, як заявили у компанії, важливою була допомога пенсіонерам, колишнім працівникам фабрики: вони збирали і доставляли їм продуктові пакунки до дому. Також пристосувались до обмеження руху громадського транспорту в Харкові, збільшивши кількість автобусних зупинок для перевезення співробітників.

Для забезпечення безпеки на робочому місці регулярно проводили дезінфекцію та кварцування роздягалень. Крім того, переглянули та оптимізували робочі процеси, щоб забезпечити дотримання співробітниками правил соціальної дистанції.

Компанія Steko [146] стикнулася з проблемою страху клієнтів перед відвідуваннями монтажників через дотримання соціальної дистанції. Це було вирішено забезпеченням своїх працівників необхідними засобами захисту та запуском рекламної кампанії про безпечне придбання вікон. Щодо своїх співробітників, більшість з них компанія перевела на дистанційний режим роботи. Для тих, хто продовжив працювати на виробництві, організовано транспортування невеликими групами, забезпечено санітарні умови та медичне страхування.

P&G [146] приділила велику увагу безпеці своїх співробітників у часи пандемії. Компанія впровадила ряд заходів для забезпечення безпеки на виробництві, таких як встановлення дезінфекторів, забезпечення масками, посилення графіка прибирання, а також впровадження соціальної дистанції. Більшість співробітників, що не задіяні

на виробництві, переведені на дистанційну роботу. Офіс залишився відкритим для відвідування в необхідних випадках, забезпечуючи безпеку тих, хто приходить. Команда Culture Team в P&G активно працює над підтримкою корпоративної культури та мотивації співробітників, організовуючи різноманітні онлайн заходи, такі як навчання, спортивні заходи, кулінарні майстер-класи.

Крім того, компанія регулярно проводить онлайн зустрічі для всіх співробітників, де обговорюються останні новини, вплив пандемії на бізнес та внесок компанії у допомогу громаді, зокрема через підтримку лікарень і фінансування Товариства Червоного Хреста України. P&G свідомо відмовилася від податкових пільг для підтримки місцевих громад у цей складний час.

Інвестиційно-будівельна компанія «Обрій» змінила свою стратегію просування, адаптувавшись до нових умов, викликаних пандемією. Вони переорієнтувалися на цифровий маркетинг, використовуючи соціальні мережі як основний канал комунікації. Це дозволило їм підтримувати зв'язок з інвесторами та інформувати їх про прогрес будівництва через фото і відео. У відповідь на підвищений інтерес до інформації компанія надавала докладні відповіді на всі запити.

Крім того, вони вжили додаткових заходів для захисту своїх співробітників, включаючи організацію транспортування та забезпечення засобами захисту. Також, пріоритетним пунктом у реорганізації бізнесу стало дотримання всіх попередньо запланованих дедлайнів і термінів виконання робіт, щоб підтвердити свою надійність в очах замовників та інвесторів.

В компанії **MacPaw** [137] створили посаду RemoteWork Project Manager, метою якої є збереження ефективності процесів під час переходу на дистанційну роботу, а також посаду Internal Communications Manager для проактивної роботи з каналами внутрішньої комунікації та моніторинг їхньої ефективності. Працівникам привезли робочі крісла з офісу та організували доставку #MacPawCaresHomeKits – це набір, до якого входили одноразові рукавички, маски, антисептик, фрукти та вітаміни.

АЗС компанія **KLO** організувала акцію «Даємо роботу на час карантину!». Вони дали змогу влаштуватись до них на роботу тих людей, які втратили свою роботу через пандемію. Вони відкрили вакансії за сумісництвом – після карантину ті, які влаштувались на роботу матимуть змогу повернутись до попередньої роботи, а можуть і залишитись. Крім того, як і інші АЗС (Shell, Wog, OKKO), компанія потурбувалась про своїх працівників з точки зору гігієни і дотримання всіх санітарних умов.

Багато бізнесів зробили такі ж кроки для забезпечення продовження робочого процесу під час кризи 2020-2021 років: переведення на віддалену роботу, медичні страхування, розвозки до місця роботи тощо.

Під час пандемії COVID-19, багато компаній проявили високий рівень соціальної відповідальності, незважаючи на економічні труднощі. Це стало яскравим прикладом довгострокового мислення та відповідального підходу до ведення бізнесу. Компанії вклали значні ресурси в підтримку населення та боротьбу з коронавірусом, часто в умовах зменшення прибутків або навіть збитків. Це включало фінансування медичних досліджень, надання гуманітарної допомоги, забезпечення медичними матеріалами та обладнанням, а також підтримку місцевих громад і соціально вразливих верств населення.

Деякі компанії переорієнтували своє виробництво на виготовлення масок, дезінфекторів та інших захисних засобів. Інші надали фінансову підтримку медичним закладам або внесли свій вклад у створення фондів допомоги. Такі дії не тільки допомогли у боротьбі з пандемією, але й зміцнили репутацію компаній як соціально відповідальних та орієнтованих на громадські інтереси. Це, в свою чергу, може мати позитивний вплив на довгострокові перспективи компаній, оскільки споживачі та бізнес-партнери цінують компанії, які показують глибоку турботу про суспільство і довкілля, навіть у часи кризи.

Корпоративна соціальна відповідальність (КСВ) набула великого значення у формуванні довіри споживачів до бізнесу, особливо в Україні. Згідно з глобальним

звітом Nielsen, більш як 70% українських споживачів позитивно оцінюють компанії, які демонструють відповідальне ставлення до суспільства та довкілля. Це підтверджується дослідженням міжнародного кадрового порталу «Рейтинг роботодавців України» 2019/2020, яке виявило, що КСВ є важливішим критерієм для шукачів, ніж міжнародний статус компанії, її високотехнологічність чи популярність бренду. Отже, КСВ стає ключовим чинником, який впливає на репутацію бізнесу та його сприйняття споживачами [69, с. 51].

Ось як українські бізнеси реагували [77, 144, 145, 150] на нові виклики:

- **Сільпо** – національна мережа супермаркетів виділила 100 мільйонів гривень на боротьбу з COVID-19, а саме на закупівлю обладнання для лікарень та засобів захисту медперсоналу. Зокрема 13 мільйонів гривень використано на закупівлю 12 апаратів штучної вентиляції легенів;
- **ПриватБанк** – відрахував 1 мільйон євро на 28 апаратів штучної вентиляції легенів для українських лікарень. У рамках програми «Дихай! Разом проти коронавірусу» збиралися кошти на медичне обладнання;
- **Ініціатива власників великих компаній** – 11 бізнесменів зібрали кошти на 9 апаратів штучної вентиляції легенів, експрес-тести та 100 тисяч масок для літніх людей;
- **Група «ТАС»** – виділила 7 мільйонів гривень, з яких 5 мільйонів направлено Чернігівській лікарні;
- **Нова пошта** – Компанія виділила 25 мільйонів гривень для Полтавської області та безкоштовно доставляла засоби захисту та інші необхідні речі;
- **Колаборація Нової пошти, Rozetka та АТБ** – Запущено послугу доставки продуктів харчування додому в Дніпропетровській області;
- **Uber, Bolt і Uklon** – сервіси таксі безкоштовно перевозять медпрацівників та донорів крові. ОККО Group і АЗК WOG фінансують перевезення лікарів через сервіси таксі;

- **Vodafone, Київстар і Lifecell** – мобільні оператори в кооперації забезпечили безкоштовні дзвінки та медичні консультації,
- **Vodafone** – виділив 3,5 млн грн на апарати ШВЛ;
- **Roshen** – Куплено 10 тисяч комплектів захисного одягу для медиків;
- **Епіцентр** – Виділено 150 мільйонів гривень на медичне обладнання, маски, засоби захисту, дезінфектори, а також 100 апаратів ШВЛ для лікарень;
- **Київстар** – Виділив 30 млн грн благодійної допомоги. Разом із благодійним фондом «Твоя опора» компанія закупила апарати ШВЛ та монітори, які відстежують стан тяжкохворих пацієнтів;
- **Укрлендфармінг** – Виділено 20 млн грн на купівлю необхідних матеріалів і обладнання для боротьби з вірусом;
- **Кернел** – Виділено 85 млн грн на купівлю необхідних матеріалів і обладнання для боротьби з вірусом;
- **SoftServe** – Виділив 10 млн грн для підтримки медичних закладів у боротьбі з пандемією коронавірусу;
- **Філіп Морріс Україна** – пожертвувала 10 млн гривень благодійному фонду «Здоров'я для всіх» для боротьби з епідемією коронавірусу;
- **WOG та Фонд «Патріоти Волині»** придбали для лікарень Волині чотири апарати ШВЛ та сучасний гематологічний аналізатор. Також компанія передала в медзаклади засоби індивідуального захисту для медпрацівників;
- **Monobank** (Олег Гороховський) – за добу через соціальні мережі зібрав 25 млн грн на закупівлю апаратів штучної вентиляції легень;
- У **Veterano Pizza** можна «підвішувати» піццу для медиків. А у **Veterano Brownie** на час карантину запустили безкоштовну доставку містом.

Розповсюдження коронавірусу та заходи щодо його стримування виявились згубними для економіки майже всіх країн. Змінилися звички споживання: люди стали більше купувати онлайн, збільшилася потреба у товарах для дому та особистого захисту. Зміни у звичному способі життя людей, викликані

коронавірусною кризою, значно вплинули на структуру попиту на ринках споживчих товарів.

Як зазначалося раніше, обмеження в переміщенні, самоізоляція та введення карантинних заходів спричинили негативні наслідки для секторів, орієнтованих на внутрішній ринок, таких як транспорт, туризм та інші сфери послуг. Це включає різні сегменти, як от харчування, спорт, розваги, мистецтво та відпочинок, які особливо постраждали від обмежень, пов'язаних з пандемією [122, с. 157].

1.3. Змінювання споживацької поведінки в період пандемії і карантинних обмежень

Споживання відіграє ключову роль у нашому житті і є важливим соціальним феноменом, який існував протягом усієї історії людства. На ранніх стадіях існування суспільства споживання було спрямоване на задоволення основних потреб, таких як самозбереження та відтворення. Однак, з розвитком суспільства споживання і його значення для людини також зазнали змін. Споживча поведінка як окремий вид економічної поведінки нерозривно пов'язана з процесом споживання.

У розвитку економічної науки спочатку споживання розглядали як завершальну стадію суспільного відтворення, де продукт використовувався для задоволення потреб населення. Це включає як виробниче споживання – використання засобів виробництва для створення продуктів, так і невиробниче споживання, яке поділяється на індивідуальне (особисте) – задоволення особистих потреб у продуктах харчування, одязі, житлі тощо, та споживання, що відповідає за задоволення суспільних потреб (освіта, охорона здоров'я, соціальні послуги)

Також споживання можна розглядати як форму соціальної активності, що здійснюється через певні види діяльності та поведінки людини. Воно є важливою частиною системи соціальних взаємодій і виконує кілька ключових функцій: задоволення широкого спектру людських потреб, відтворення людини як носія

суспільних відносин, стимулювання суспільного виробництва, вилучення певної частини матеріального багатства з суспільного обігу та стабілізація повсякденного життя. Сфера споживання охоплює процеси споживання та діяльності споживачів, які безпосередньо спрямовані на задоволення їхніх потреб [112, с. 11-15].

Дослідження поведінки споживачів є відносно молодого областю знань, яка останнім часом активно розвивається в Україні. Засновниками цього напрямку є науковці США, де маркетинг та менеджмент мають глибокі традиції. Перші курси з «Поведінки споживачів» у США були запропоновані у 1960-х роках, хоча теоретичні основи цієї дисципліни були закладені ще раніше.

У першій половині 20 століття вже відбувалося дослідження престижного споживання та використання психологічних методик у рекламі. У 1950-х роках ідеї Зигмунда Фрейда почали активно використовуватись у рекламній індустрії.

Вивчення поведінки споживачів можна умовно розділити на три етапи [102]:

1. Процес прийняття рішення споживачем.
2. Аналіз впливу зовнішніх факторів.
3. Експериментальний підхід (споживачі приймають рішення раціонально).

На поведінку споживача на ринку впливає багато факторів, які можна розбити на дві великі групи: зовнішні та внутрішні. Зовнішні фактори охоплюють широкий спектр умов та впливів, які формуються навколишнім середовищем споживача. Це можуть бути релігійні вірування, культурні норми та традиції, політична ситуація в країні, економічні умови, соціальний статус, ситуаційні обставини, такі як спеціальні пропозиції або знижки, а також кліматичні умови, які можуть впливати на вибір певних товарів або послуг.

Внутрішні чинники, з іншого боку, пов'язані з особистісними характеристиками споживача. Це включає песимістичні або оптимістичні настрої та очікування від майбутнього, загальний світогляд, який впливає на ставлення до життя та споживання, освіта та виховання, які формують цінності та переконання, а також особисті стереотипи, які можуть впливати на сприйняття певних брендів чи

продуктів. Взаємодія цих зовнішніх та внутрішніх чинників формує унікальну модель поведінки кожного споживача, визначаючи його вибір та рішення на ринку. Розуміння цих факторів допомагає бізнесу ефективніше орієнтуватися в потребах та вподобаннях споживачів, розробляючи стратегії залучення та утримання клієнтів [75].

Те, як діють споживачі на ринку, охоплює не лише акт покупки товарів та послуг, а й увесь процес, пов'язаний з цією діяльністю: від рішення про покупку до вибору та використання товару. Цей процес відіграє ключову роль у формуванні ринкового попиту, оскільки споживачі, вибираючи між різними товарами, визначають їхній успіх на ринку, зважаючи на співвідношення ціни та якості. Мотивації для купівлі товарів можуть бути різноманітними. Для одних це придбання для особистого використання, для інших — з метою зробити подарунок або навіть в рамках благодійності. Також купівля товарів може бути частиною бізнес-діяльності, наприклад, для подальшого перепродажу з метою отримання прибутку [115 с. 70-71].

Поведінка споживача – це дуже складний соціально-економічний феномен, який перебуває на стику різних наук: соціології, психології, економіки, маркетингу, етнографії, симптоматології, фізіології – в якому акумулюється цілий спектр детермінант [103, с. 176]. Зокрема, споживча поведінка є об'єктом вивчення соціології, яка досліджує вплив соціальних груп та культури на вибір споживача, психології, яка вивчає внутрішні мотивації, установки та переконання, що впливають на рішення споживачів, та економіки, що аналізує взаємодію попиту та пропозиції та їхній вплив на споживчу поведінку.

Маркетинг використовує ці знання для розробки стратегій та тактик залучення та утримання клієнтів, тоді як етнографія допомагає розуміти, як культурні норми та традиції впливають на покупки. Симптоматологія вивчає як зовнішні фактори, такі як реклама та маркетингові кампанії, впливають на споживачів, тоді як фізіологія фокусується на фізичних та нейрологічних аспектах реакції споживачів на різні стимули.

Поведінка споживача є результатом взаємодії особистих властивостей, культурного контексту, економічних обставин та соціальних впливів. Модель «чорної скриньки», запропонована Філіпом Котлером, вивчає купівельну поведінку, демонструючи зв'язок між маркетинговими стимулами (продукт, ціна, дистрибуція, промоція) та реакціями споживачів. Стимули проходять через внутрішню систему переробки інформації споживача і трансформуються у видимі реакції: вибір продукту, бренду, продавця, часу та обсягу покупки. Головне завдання – розшифрувати процеси всередині «чорної скриньки» на основі зовнішніх реакцій [66, с. 8].

Філіп Котлер вказує на ключові зміни у споживчій поведінці під час криз, зокрема і під час коронавірусної кризи:

- Спостерігається зниження попиту на товари, які не є необхідними, при цьому головним фактором успішності продукту на ринку стає його вартість;
- Скорочується інтерес до високовартісних товарів відомих брендів, що призводить до уповільнення їх продажів;
- Покупці менше звертають увагу на зовнішній вигляд товару – упаковку, дизайн чи такі аспекти як реклама та маркетингові промо, що не пов'язані з ціною [103, с. 176].

Слід зазначити, що передові консалтингові фірми активно досліджували змінювання у поведінці споживачів протягом пандемії COVID-19 та формували первинні аналітичні звіти. Зокрема, в одному з досліджень аналітичної компанії Nielsen визначено шість фаз купівельної поведінки, які спостерігаються під час спалаху коронавірусу: усвідомлена покупка товарів для здоров'я, реактивна стадія турботи про здоров'я, закупівля про запас, підготовка до карантину, карантин, звичне життя по-новому [99].

Також, варто згадати за базову концепцію ієрархії Абрахама Маслоу. Згідно з нею до виникнення пандемії COVID-19, основним стимулом для споживачів було бажання самореалізації. Це включало в себе творчість, задоволення духовних

потреб, таких як екологічна обізнаність і соціальна активність. Однак, з приходом пандемії, споживачі змушені були переосмислити свої пріоритети і, у відповідності до Маслоу, зосередити увагу на інших потребах, як-от фізіологічні потреби та безпека. Це змінило фокус з самореалізації на задоволення базових потреб, які набули більшого пріоритету в умовах загрози здоров'ю.

У результаті, вищі рівні ієрархії Маслоу, які включають самовираження та особистісне зростання, були тимчасово відкладені, особливо для тих, хто безпосередньо зіткнувся з наслідками хвороби. Багато людей зосередилися на забезпеченні свого фізичного добробуту та безпеки, тобто відбулися зміщення у споживацьких пріоритетах: від прагнення до розвитку і самовираження до більш нагальних потреб виживання і безпеки.

Така адаптація підходу мала значний вплив на ринкову поведінку, призводячи до змін у споживчих звичках, а саме, збільшення попиту на продукти харчування, медичні товари, засоби гігієни та інші необхідні товари. Водночас це також відкрило багато нових можливостей для бізнесів та ринкових секторів, які могли задовольняти ці основні потреби [61, с. 67-68].

Зазначимо що, не зважаючи на те, що більшість споживачів змогли адаптуватись до викликів пандемії, споживач до 2020 року і споживач опісля є різними істотами з психологічної, маркетингової та поведінкової точок зору (рис. 1.2).

Як заявляв генеральний директор АТБ Борис Марков, за результатами детального аналізу та якісних досліджень в компанії дійшли висновку, що поведінка споживачів значно змінилася. Покупці стали рідше відвідувати магазини, однак їхні візити стали більш продуманими та ефективними. Це виражається у збільшенні обсягу покупок за один візит і зменшенні кількості імпульсивних покупок на користь запланованих.

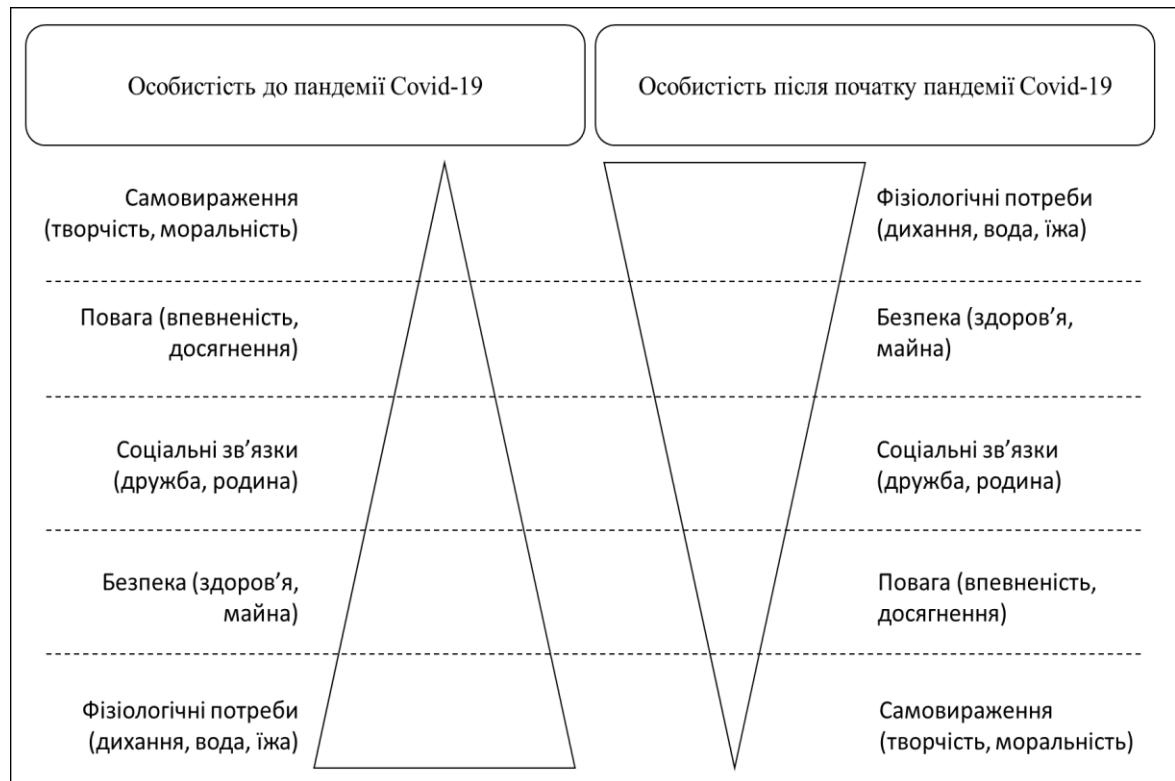


Рис. 1.2. Зміна ієрархії споживацьких потреб за теорією А. Маслоу перед та під час COVID-19

Джерело: [61]

Зміни у споживчій поведінці вже стали помітними та, на його думку, незворотними. Марков. Б вважає, що можливо з часом відбудеться повернення до попередніх звичок, але споживачі вже не повернуться до своїх попередніх моделей поведінки у повному обсязі [59].

Нові звички, які сформувались у період пандемії дуже сильно змінили щоденний спосіб життя українців. Згідно дослідження [125], значна частина громадян (близько 57%) переорієнтувалася на проведення більшості часу вдома, що призвело до формування нових побутових звичок. Для багатьох, хто звик до активного життя поза домом, адаптація до нових реалій була складним процесом.

Відтак, приблизно 40% людей були змушені опанувати домашній формат роботи, і деякі продовжують працювати таким чином, цінуючи економію часу на дорогу та інші переваги. Закриття більшості фізичних магазинів, за винятком

продовольчих, підштовхнуло споживачів до онлайн-шопінгу. У результаті, майже кожна третя особа перейшла на онлайн-покупки, навіть ті, кого раніше це не приваблювало.

Послуги доставки їжі здобули популярність, оскільки багато хто хотів різноманітити свій раціон не тільки домашньою їжею, але й ресторанными стравами. Приблизно 30% українців стали користуватися доставкою їжі. Онлайн-супермаркети та універсальні ритейлери зазнали значного приросту нових клієнтів, на відміну від дрібних торговців чи магазинів, які пропонували змішаний асортимент товарів.

Згідно з дослідженням, існує висока ймовірність, що користувачі, які відкрили для себе нових онлайн-продавців, залишаться з ними на тривалий час.

Враховуючи те, що ключовим фактором, який визначає економічну поведінку та споживчі звички населення, є рівень їхніх доходів, необхідно звернути увагу на тенденції цього показника. Під час пандемії COVID-19 фінансове становище економічно активного населення України помітно змінилося (середньомісячний дохід скоротився у значної частини населення).

Не зважаючи на те, що згідно з даними дослідження Центру Разумкова [120], за якими було встановлено, що фінансове становище більшості респондентів (54% опитаних) залишалось незмінним під час пандемії COVID-19, проте, у 37% учасників опитування відзначено зниження заробітної плати.

Згідно проведеного дослідження, для 3% опитаних зарплата, навпаки, зросла, що свідчить про підвищення попиту на певні професії або сфери діяльності в умовах кризи. Що стосується режиму роботи, дослідження показало, що понад половина опитаних (53%) продовжували працювати у звичному режимі, не відчуючи значних змін у своїй роботі. Це є ознакою того, що певні сектори економіки змогли швидко адаптуватися до нових умов або не відчували значного впливу пандемії.

Однак, варто відзначити, що деяка частина робочої сили зазнала змін у зв'язку з введенням обмежувальних заходів та зміною попиту на ринку праці, що відобразилося на загальному стані зайнятості та доходів населення. У період

пандемії ринок праці піддався суттєвим змінам: 14% працівників перейшли на роботу з дому, зберігши колишній рівень зарплатні, тоді як 7% продовжили дистанційну роботу, але зі зменшенням доходу. Частково оплачувану відпустку використали 6% працівників, у той час як 2% мали можливість скористатися повністю оплачуваною довгостроковою відпусткою. У дослідженні зазначили, що 9% працівників зіткнулися з необхідністю йти у неоплачувану відпустку, і 4% втратили роботу через наслідки кризи, пов'язаної з COVID-19. Ці результати свідчать про різноманітність впливу пандемії на робочі місця та фінансове становище економічно активного населення України, відображаючи як стабільність, так і значні виклики в умовах кризи.

Згідно з результатами дослідження провідної маркетингової компанії Nielsen, майже всі українці (96%) висловили тривогу щодо загрози коронавірусу [34]. Така висока ступінь загальнонаціональної стурбованості вказує на глибоку вразливість суспільства перед лицем неочікуваної і швидко поширеної епідемії. Особливо актуальним це питання стало для вікової групи 45-54 років, де кожен четвертий респондент висловив екстремальний рівень занепокоєння, що може бути пов'язано з більш високою усвідомленістю ризиків для здоров'я у цій віковій категорії.

Результати дослідження свідчать про те, що значна частина опитаних в Україні (а це майже 60%) вважали, що ризик поширення вірусу в країні є високим або надзвичайно високим. Така оцінка відображає глибоке відчуття невизначеності та загрози серед населення, що, без сумніву, посилювалося через активне поширення інформації про вірус, його вплив на здоров'я людей, а також потенційні наслідки для економіки країни.

Високий рівень оцінки ризиків свідчить про значну довіру населення до медичних джерел інформації та до високої якості медичного обслуговування в Україні. Крім того, це свідчить про активну реакцію суспільства на урядові заходи щодо боротьби з пандемією.

Люди не тільки уважно стежили за розвитком ситуації, але й активно відгукувалися на заклики до дотримання карантинних обмежень, соціальної дистанції та інших заходів безпеки. Таким чином, можна стверджувати, що суспільна реакція і високий рівень обізнаності сприяли формуванню комплексного підходу до протидії поширенню вірусу в країні.

Згідно іншого проведеного дослідження [54], можна спостерігати, що саме і яким чином зазнало найбільших змін у повсякденному житті громадян. Відповідно до зібраних даних, значна кількість опитаних зазначила, що вони збільшили частоту покупок продуктів харчування та напоїв, оскільки стали частіше готувати вдома. У виборі товарів віддавали перевагу доступнішим за ціною маркам.

Більшість респондентів відмітили зниження доходів та змінювання у споживчій поведінці: замість широкого асортименту товарів і послуг тепер акцент зроблено на товари першої необхідності, медикаменти, антисептики, дезінфекційні засоби та сервіси доставки. Це підкреслює зміщення у споживчих пріоритетах та адаптацію до нових економічних умов спричинених пандемією коронавірусу.

Пандемія COVID-19 не лише внесла глобальні зміни у повсякденне життя, але й сформувала нові, унікальні особливості в поведінці споживачів:

- тенденція до запасання;
- зміна споживчого кошику;
- відкладений попит;
- зменшення імпульсивних покупок;
- розвиток експрес-ринку доставки;
- діджиталізація повсякденного життя;
- новий етап росту для онлайн-шопінгу;
- автономні засоби пересування;
- турбота про здоров'я;
- трансформація освітнього процесу;
- трансформація робочого процесу.

Ці особливості, в свою чергу, мали значний вплив на загальний розвиток ринку. Зміни у споживчих вподобаннях та поведінці сприяли адаптації бізнес-моделей, спонукали до інновацій та цифровізації в багатьох галузях. Отже, пандемія стимулювала не тільки еволюцію споживчих трендів, але й прискорила розвиток економічних систем загалом, підкресливши важливість гнучкості та здатності швидко реагувати на зміни [113, 147].

Тенденція до запасання. Зіткнувшись із загрозою локдауну та потенційних техногенних катастроф, які обговорювалися блогерами в соціальних мережах, споживачі виявили схильність до створення запасів необхідних товарів. Цей тренд, спровокований страхом перед невизначеністю майбутнього та можливими перервами у постачанні, включає збільшення покупок продуктів харчування, таких як хліб, вода, м'ясо, крупи, макарони, олія, борошно, сіль, консерви, а також засобів особистої гігієни, як туалетний папір, і засобів для чищення та дезінфекції.

Така поведінка є вираженням прагнення людей мінімізувати ризики та забезпечити стабільний доступ до основних потреб у разі подальших обмежень або непередбачуваних ситуацій. Накопичення товарів стало своєрідним механізмом психологічного захисту та спробою знизити тривогу, пов'язану з нестабільністю сучасного світу, і водночас загальноприйнятою реакцією на управління невизначеністю щодо майбутнього постачання товарів для задоволення первинних потреб [132].

Змінювання споживчого кошику. Витрати 80% громадян збільшились, особливо на продукти харчування, що можна пояснити карантинними обмеженнями, такими як закриття ринків. Це призвело до збільшення покупок у великих торгових мережах (супермаркетах) та підвищило потребу у приготуванні їжі та харчуванні вдома [55]. Під час карантину лідируючими стали такі категорії товарів, як бакалійні продукти, засоби для миття та дезінфекції рук, чай та кава, паперові вироби, включаючи туалетний папір, хустки та рушники для рук, а також продукти для прибирання у домі. Одночасно споживачі стали купувати менше алкогольних напоїв,

зокрема міцний алкоголь, пиво та вино, і знизили покупки солоних снєків, чіпсів та кондитерських виробів [34].

Відкладений попит. Згідно дослідження Google спостерігалась загальна світова тенденція серед споживачів відкладати дорогі покупки до закінчення кризи. Зокрема, 30-40% респондентів відклали покупку одягу. Тому компанії стали заохочувати покупців до покупок, пропонуючи, наприклад, тимчасові знижки. Також популярність здобули варіанти покупки у розстрочку із щомісячними платежами [10]. Більшість опитаних віддавали перевагу компаніям, які пропонують гнучкі умови оплати та спеціальні умови на період пандемії. 40% респондентів заявили, що зазнають фінансових труднощів і тому скорочують свої дискреційні витрати, 13% відкладають великі покупки [65]. Відповідно до дослідження від GfK Ukraine у березні 2020 року, українці, які мали намір придбати велику побутову техніку або комп'ютери, в основному не відкладали свої покупки на майбутнє. Водночас, спостерігалось значне зниження попиту на дрібну побутову техніку зі скороченням купівель на 37% [28].

Зменшення імпульсивних покупок. Однією з ознак, що визначала початок пандемії, було зниження частоти імпульсивних покупок. Спостерігалась зміна у поведінці споживачів: 49% з них стали більш вдумливо підходити до вибору продуктів у звичайних магазинах, тоді як 67% проявили підвищену обережність при покупках в інтернет-магазинах. Близько третини споживачів заздалегідь планували свої покупки, ще до відвідування магазину. Крім того, відзначається, що 18% споживачів тепер більш ретельно підійшли до вибору їжі під час онлайн-покупок порівняно з покупками у фізичних магазинах [131].

Це свідчить про зростаючу тенденцію до усвідомленого споживання, коли люди витрачають більше часу на вибір товарів, аналізуючи їх якість, ціну та інші важливі характеристики. Таке змінювання у споживчій поведінці має довгостроковий вплив на ринок та маркетингові стратегії компаній. І ця тенденція збереглась й надалі.

Згідно дослідження Gradus Research у 2021 році, близько 25% громадян України заявили, що дотримувались стратегії суворого планування своїх покупок. Водночас, значна частина населення (60%) зазвичай планувала свої покупки, але іноді дозволяла собі зробити несподівані імпульсивні придбання. Лише малий відсоток (6%) опитаних не мали звички складати список покупок перед відвідуванням магазину, роблячи покупки виключно на основі миттєвих бажань та імпульсів.

Розвиток експрес-ринку доставки. У період карантинних обмежень на ринку послуг з'являються нові сервіси, які відповідають зростаючим потребам споживачів у нових сегментах. Серед них - LIKI24 і Glovo, а також Bolt і Raketa, кожен з яких пропонує унікальні рішення у сфері експрес-доставки. Ці компанії стали важливими гравцями на ринку, особливо в контексті змін, спричинених карантинними обмеженнями та воєнними діями.

До початку карантину та воєнного періоду, український ринок експрес-доставки переживав значний розвиток. З 2017 по 2020 роки, його обсяг зростав на 20% щорічно, що свідчить про високий попит на ці послуги (рис. 1.3). У 2020 році спостерігається його значне зростання: ринок сягнув 432 мільйонів відправлень, демонструючи при цьому не тільки зростання місткості, але й розширення спектру послуг.

Якщо простежити за попитом на сервіси доставки у 2018-2021 роках, то можна побачити, що після сплеску в 2020 році, попит зберігся і продовжив зростати майже з попереднім темпом.

Такі сервіси як LIKI24, Zakaz.ua, Glovo та інші, дозволили людям замовляти товари прямо до дверей, що стало особливо актуальним під час обмежень, пов'язаних з пандемією. Згідно даних комерційного директора [135] сервісу доставки продуктів Zakaz за перші кілька днів карантину кількість замовлень зросла на 80 %.

Завдяки розвитку експрес-доставки, споживачі отримали значні переваги: підвищену зручність, ширший вибір продуктів, зменшення необхідності фізичного відвідування магазинів, а також економію часу [87, с. 181-182].

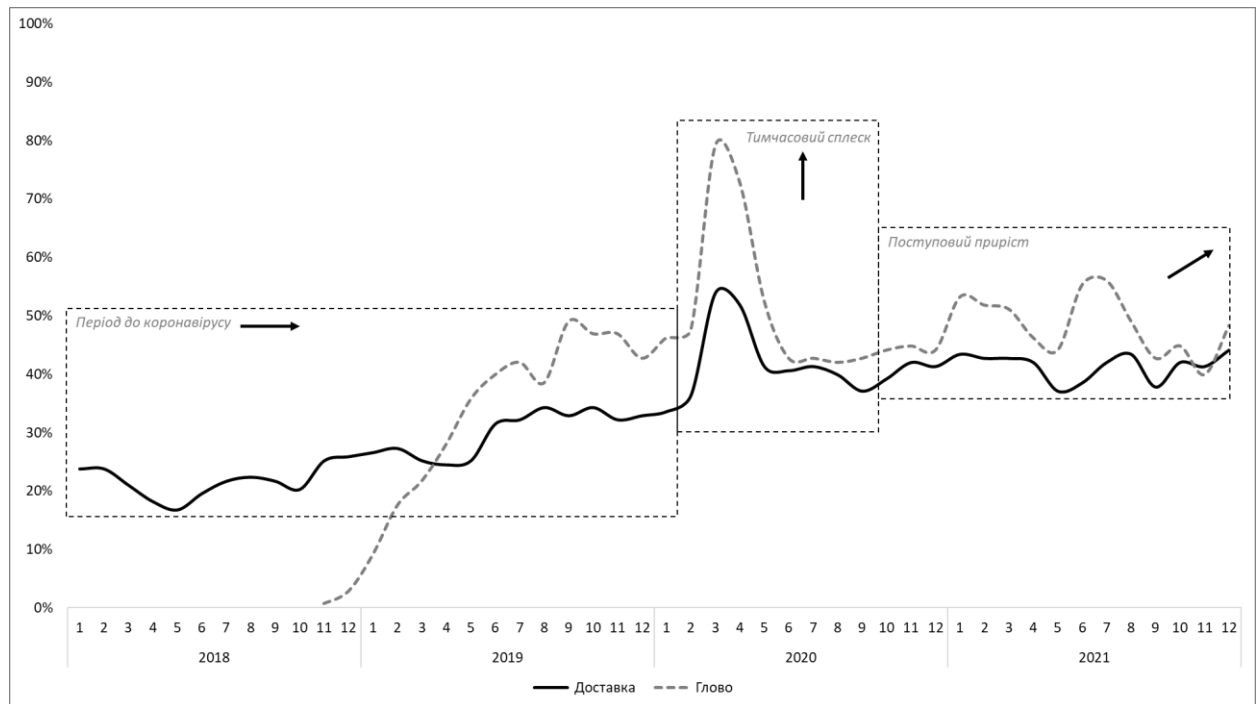


Рис. 1.3. Кількість пошукових запитів «доставка», «Glovo» в пошуковій системі Google

Джерело: розроблено автором на основі [23]

Результати дослідження Deloitte [127] свідчать про те, що більшість українців (73%) активно використовували сервіси доставки продуктів харчування та готових страв. Серед найбільш популярних опцій спостерігалися запити Glovo, який мав перевагу у 18% користувачів, служби доставки від конкретних ресторанів (12%), а також сервіс Raketa (10%). Після введення карантинних заходів 55% українців відзначили зміни у своєму використанні послуг доставки їжі. Зокрема, 43% стали витрачати на ці послуги більше коштів, тоді як 11% намагалися заощаджувати на доставці їжі.

Також виявлено залежність популярності сервісів доставки від розміру населеного пункту: у великих містах користуються ними частіше. Середній показник становить 81% користувачів, у той час як у менших містах цей показник складає 52%. У містах з населенням від 100 до 500 тисяч людей, крім Glovo та доставки від ресторанів, якими користуються 15% жителів, також поширене використання доставки безпосередньо від виробників (10%).

За інформацією від сервісу доставки Glovo, у 2020 році український ринок доставки відчув значне зростання, збільшившись у 6-7 разів порівняно з попереднім роком. Особливу популярність здобула доставка продуктів із супермаркетів, яка виросла приблизно у 15-18 разів. Вже протягом перших двох тижнів січня 2021 року кількість активних користувачів платформи Glovo зросла на 23%. Найактивніший користувач сервісу за цей період зробив 52 замовлення.

Експерти передбачають, що високий попит на послуги доставки продовжить залишатися актуальним навіть після зняття карантинних обмежень. Це вказує на те, що пандемія спричинила стійкі зміни в споживчих звичках, і багато людей, які адаптувалися до зручності онлайн-замовлень, продовжать користуватися цими послугами в майбутньому [138].

Діджиталізація повсякденного життя. У період COVID-19 споживачі значно активізували використання онлайн-технологій для дистанційної освіти, робочих зустрічей та спілкування з близькими через відеозв'язок (Zoom, Teams) та соціальні мережі (Facebook, Instagram, Viber тощо). Це перетворило соцмережі зі «штучного» спілкування на «порятуюнок» у часи локдауну. Інтернет та соціальні медіа мають глобальне охоплення і впливають на поведінку споживачів, особливо у сфері блогерства, яке швидко зростає. Нові технології змінюють звички і поведінку споживачів у повсякденному житті. Внаслідок переходу на домашню роботу в режимі онлайн, спостерігалось зростання інтересу до програм для відеоконференцій, таких як Zoom та Hangouts Meet від Google. Також зросла популярність платформ для роботи з великими даними, як-от Amazon Web Services [114, с. 102].

Новий етап зростання для онлайн-шопінгу. Населення України почало активніше цінувати переваги цифровізації та електронної комерції, особливо на тлі карантинних обмежень та впливу пандемії COVID-19, що сприяло зростанню популярності онлайн-покупок.

Відповідно дослідження групи компаній EVO, обсяг онлайн-покупок, здійснених українцями, в 2020 році збільшився на 41% [32]. Згідно з дослідженням

Deloitte «Споживацькі настрої українців у 2020 році» [127], 63% опитаних українців зазначили, що карантин мав вплив на їхні споживацькі звички, при цьому 32% планують збільшувати обсяг покупок в онлайн-форматі. Із цих респондентів, 18% повідомили про збільшення частоти онлайн-покупок, тоді як 22% відзначили збільшення витрат на онлайн-шопінг.

Також виявлено, що під час онлайн-покупок 18% українців уважніше підходять до вибору продуктів харчування. 4 жовтня 2021 року компанія Google оголосила про результати свого дослідження Smart Shopper 2021. Воно показало, що з початку пандемії COVID-19 та запровадження карантинних обмежень, українці збільшили кількість покупок в інтернеті з 31% до 36%.

Сьогодні онлайн-шопінг не тільки набув популярності, але й став основним методом здійснення покупок для значної частини українського населення. За результатами останнього опитування, 73% респондентів зазначили, що з моменту початку пандемії коронавірусу та введення пов'язаних з нею карантинних заходів вони стали значно частіше робити покупки в інтернеті. Ця тенденція пояснюється не тільки обмеженнями на пересування та занепокоєнням здоров'ям, але й підвищеною зручністю та доступністю онлайн-сервісів.

Крім того, значна кількість споживачів виявила бажання продовжувати практику онлайн-шопінгу навіть після завершення пандемії COVID-19. Це свідчить про глибокі зміни в споживчих звичках, які можуть мати довгострокові наслідки для роздрібної торгівлі. Люди цінують зручність, можливість порівняти ціни та товари, ширший асортимент, який доступний в онлайн-магазинах, а також можливість отримувати покупки безпосередньо додому. За даними цього ж дослідження, роздрібні мережі та бренди, які адаптувались до цих нових вимог, змогли не тільки утримати своїх клієнтів, але й значно розширити свою клієнтську базу.

Спостерігається збільшення частки онлайн-покупок: від 31% у 2019 році до 36% у 2021 році. Цей приріст був помітний у всіх вікових групах, зокрема серед молоді

покоління Z (віком 18-24 років) та серед українців віком 45-54 років, де частка онлайн-покупок сягнула 43% для обох груп [30].

Автономні засоби пересування. Через побоювання зараження коронавірусом, споживачі значно змінили свої звички щодо використання громадського транспорту. Багато хто став віддавати перевагу особистим або автономним засобам пересування, що мінімізує контакт з іншими людьми та знижує ризик зараження. У цей період особливу популярність здобули персональні транспортні засоби, зокрема велосипеди та самокати, які вважаються не тільки більш безпечними, але й економічними варіантами пересування.

Суттєве зростання попиту на ці засоби можна прослідкувати на прикладі великої роздрібної мережі Intersport в Україні. Зокрема, під час весняного карантину у 2020 році, який тривав з березня по травень, продажі велосипедів та самокатів у цих магазинах зросли на 70%.

Електротранспорт показав ще більше зростання. За словами Олександра Величка, керівника мережі «Центр техніки ЦЕ ТЕ» та виконавчого директора департаменту побутової техніки компанії «Епіцентр К», продажі електросамокатів минулого року вирости майже в 10 разів. Така ж тенденція спостерігається і в категорії дитячого транспорту для активного відпочинку. З літа 2020 продажі дитячих велосипедів, самокатів та роликів стабільно зростають [143].

Якщо аналізувати динаміку попиту на самокати у період з 2018 по 2021 роки (згідно з даними на рис. 1.4), можна побачити, що після значного сплеску в 2020 році інтерес до цього транспортного засобу не тільки зберігся, але й продовжив зростати. Ця тенденція підкреслює високу зацікавленість населення у використанні самокатів як альтернативного засобу переміщення. Збільшення попиту на самокати, відповідно, призвело до зростання їх продажів.

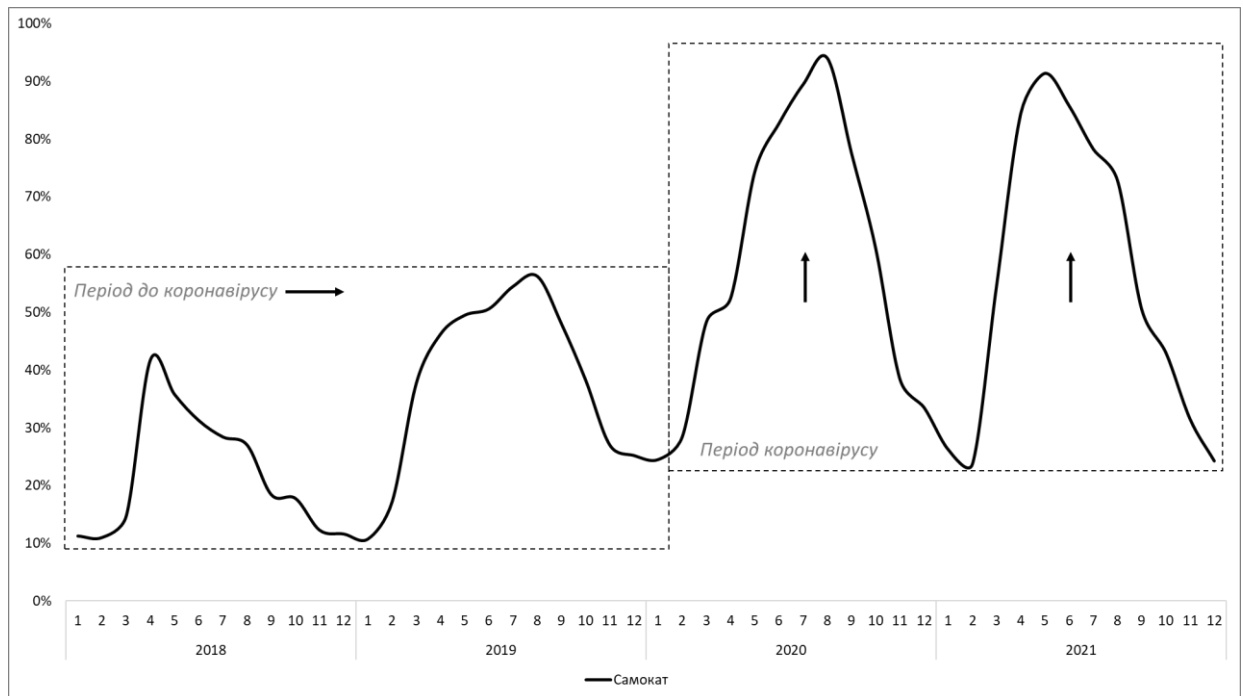


Рис. 1.4. Попит пошукових запитів «самокати» в пошуковій системі Google

Джерело: розроблено автором на основі [33]

Турбота про здоров'я. Споживачі стали більш уважними до свого здоров'я та благополуччя, що призвело до зростання попиту на продукти для здорового харчування, фітнес-приладдя та інше. Як показує дослідження Сона та ін. (2022), де вивчалася поведінка споживачів у контексті купівлі органічних продуктів, дослідники виявили, що пандемія підвищила увагу споживачів до якості продуктів та свого здоров'я, стимулюючи їх до купівлі органічних продуктів [10, с. 82].

Зростання внутрішнього туризму. Влітку 2020 року, на фоні глобальних карантинних обмежень, відбулося помітне зростання внутрішнього туризму в Україні порівняно з попереднім роком. Експерти, туристичні агентства та навіть оператори мобільного зв'язку підтверджують значне збільшення кількості відвідувачів на українських курортах. Водночас, фахівці вказували, що цей тренд міг бути тимчасовим і триватиме лише до моменту зняття обмежень на міжнародні подорожі, оскільки український туризм часто не конкурує з популярними зарубіжними напрямками. Операторам мобільного зв'язку довелося терміново посилювати мережу та використовувати пересувні базові станції для вирішення

проблеми зі збільшеним навантаженням на зв'язок у курортних зонах, викликаного несподіваним зростанням користувачів [126].

Трансформація освітнього процесу. У період пандемії COVID-19 спостерігається значне зростання популярності онлайн-освіти та курсів (рис. 1.5).

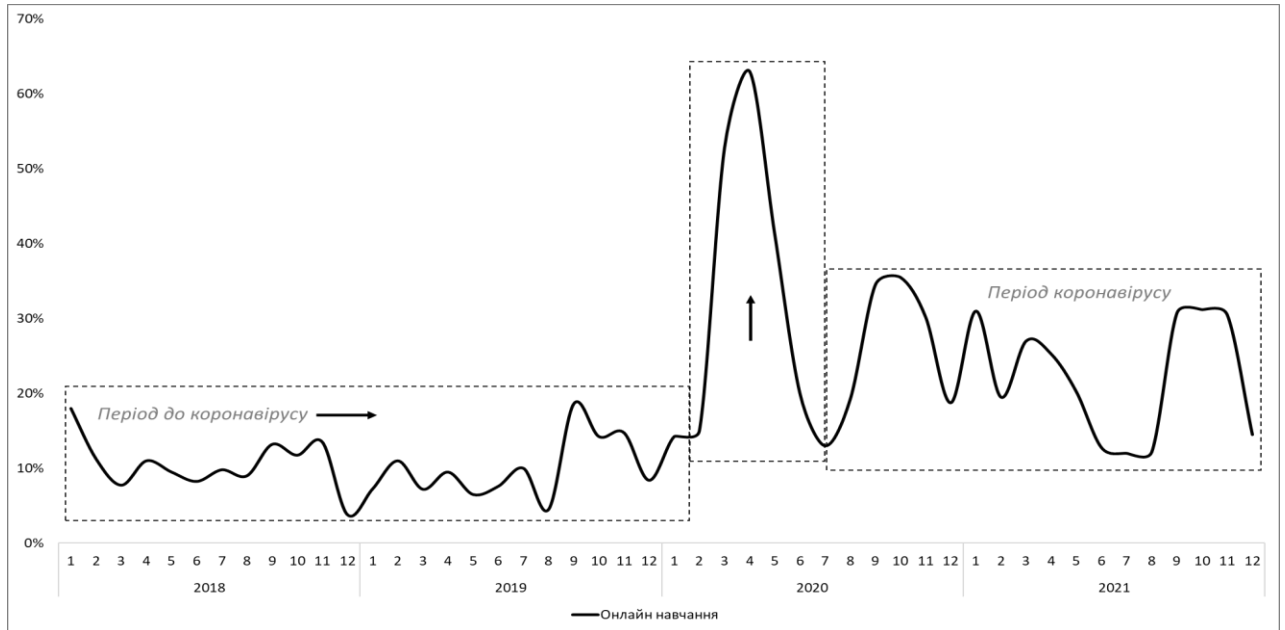


Рис. 1.5. Попит пошукових запитів (онлайн навчання) в пошуковій системі Google

Джерело: розроблено автором на основі [23]

Із введенням карантинних обмежень і закриттям навчальних закладів по всьому світу, багато учнів, студентів та професіоналів звернулися до онлайн-платформ для продовження або розширення своєї освіти. Освітні платформи, такі як Coursera, Udemy, edX, та Khan Academy, зазнали значного збільшення кількості користувачів і, відповідно потреби у розробці нових курсів, що пропонуються до вивчення. Ці платформи надають широкий спектр курсів: від академічних предметів до професійного розвитку, і відкривають доступ до ресурсів провідних університетів та індустріальних експертів. Також спостерігається зростання попиту на курси з цифрових навичок, програмування, дизайну, маркетингу та інших навичок, що є важливими в сучасному ринку праці. Багато людей використовують цей період для набуття нових навичок або покращення існуючих з метою підвищення своєї

конкурентоспроможності. Університети та коледжі також адаптувалися, пропонуючи онлайн-формат навчання для своїх студентів. Це не тільки дозволило продовжити освітній процес під час пандемії, але й відкрило можливості для більш гнучкого та доступного навчання.

Трансформація робочого процесу. Пандемія коронавірусу змусила багато компаній перейти на дистанційну роботу через необхідність дотримання соціальної дистанції та карантинних обмежень. Це вимагало швидкої адаптації та інвестицій у обладнання й технології для підтримки віддаленої роботи, включаючи платформи для відеоконференцій, засоби спільної роботи над документами, хмарні сервіси та системи управління проектами.

Роботодавцям довелося переглянути традиційні підходи до організації робочого процесу, включаючи гнучкість робочого графіка та оцінку продуктивності співробітників. Багато працівників відчували переваги віддаленої роботи, такі як відсутність довгого часу на дорогу до офісу та гнучкість у плануванні свого робочого дня. Водночас, дистанційна робота також висвітлила нові виклики, зокрема щодо робочої ізоляції, балансу між роботою та особистим життям, а також утримання корпоративної культури та збереження командного духу.

Крім того, роботодавці теж стикнулись як і з плюсами, так і з мінусами такого формату роботи. З одного боку можна економити на утриманні офісу, організовувати роботу в найскладніший період локдауну, залучати працівників з обмеженими можливостями тощо, але з іншого боку це впливає на ізоляцію колективу, складність контролю, збільшення стресу серед працівників через неможливість відділити робоче життя і сімейне [106]. Тому багато компаній впровадили додаткові ініціативи, спрямовані на підтримку благополуччя співробітників, що працюють на відстані. Загалом, пандемія коронавірусу стимулювала значне переосмислення традиційного робочого простору і прискорила перехід до більш гнучких, цифрових форм роботи.

Розваги. У 2020-2021 році сектор розваг, який включає кіно, театр, шоу, інтернет-клуби та інші подібні заклади, зазнав значного спаду. Це було спричинено пандемічними обмеженнями, які були запроваджені в усьому світі з метою стримування поширення вірусу COVID-19. Закриття розважальних закладів, обмеження на масові зібрання та заходи соціального дистанціювання призвели до того, що велика кількість запланованих подій була скасована або перенесена на невизначений термін. У той же час, ця ситуація сприяла стрімкому розвитку стрімінгових сервісів, цифрових розваг та відеоігор, які зазнали величезного зростання в популярності [110]. Зростання інтересу до стрімінгових сервісів, як-от Netflix (рис. 1.6), Amazon Prime, Disney+ та інших, можна пояснити збільшенням кількості часу, який люди проводять вдома, та бажанням знайти нові форми розваги під час карантину.

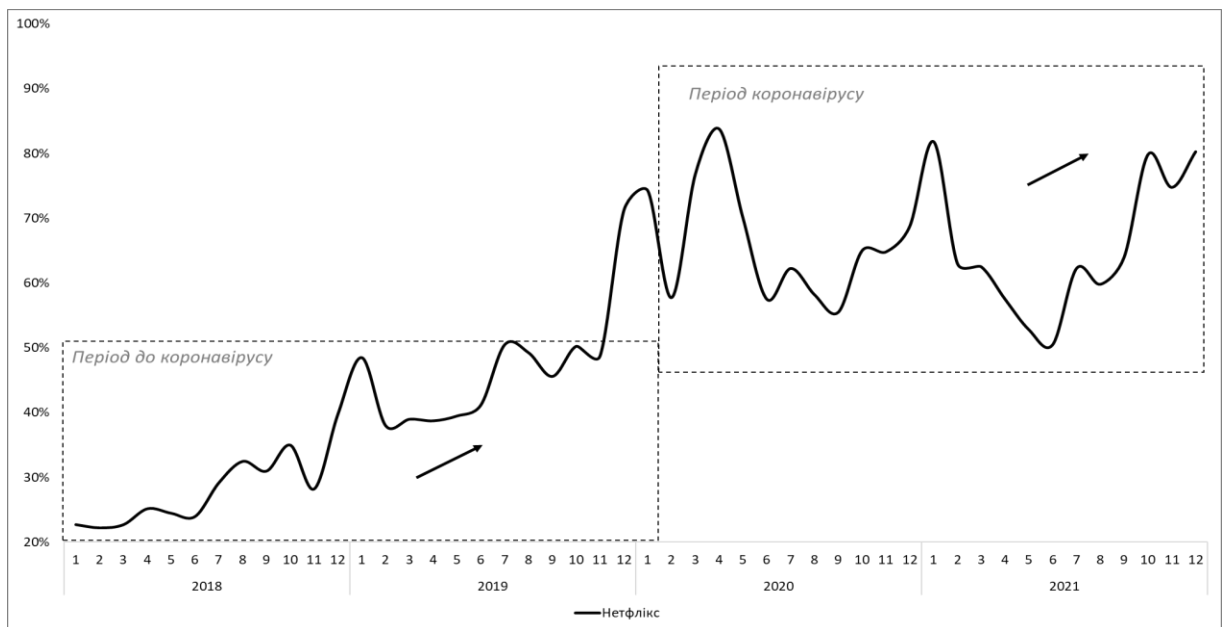


Рис. 1.6. Попит пошукових запитів «Нетфлікс» в пошуковій системі Google

Джерело: розроблено автором на основі [23]

Ці платформи не лише запропонували користувачам широкий вибір фільмів та серіалів, але й активно інвестували у створення власного контенту, що дозволило їм залучати нових підписників та утримувати існуючих. Сектор відеоігор також продемонстрував значне зростання, оскільки ігри стали одним з основних способів

відпочинку та соціалізації для людей усіх вікових груп, особливо з огляду на обмеження соціальних контактів, створюючи нові можливості для взаємодії у віртуальних світах.

Це не лише стосується продажу ігор, але й популярності платформ для стрімінгу ігор, таких як Twitch та YouTube Gaming. Отже, в той час як традиційний кінопрокат переживає складні часи, цифрові розваги та ігрова індустрія знаходять нові можливості для розвитку та збільшення своєї аудиторії, адаптуючись до змінених умов та потреб споживачів.

1.4. Формування інформаційно-аналітичного забезпечення аналізу стану та розвитку товарних ринків

Основним джерелом інформації при виконанні дослідження є дані з офіційних сайтів Державної Служби Статистики України, експортно-імпортні дані по товарним групам, дані Prozorro, Similarweb, Semrush, Google Analytics, Serpstat, статистичні публікації опитувань громадської думки дослідницьких агенцій, дані торгових мереж та великих рітейлерів.

Згідно інформації органів державної статистики України різні товарні ринки по різному відреагували на кризові виклики 2020-2021 років [71].

Аналіз цих даних дає змогу зробити такі висновки:

- В категоріях м'яса і молочної продукції не помічено явних змін. Динаміка зберігалася на рівні минулих років, що свідчить про відсутні зміни у попиті на цю групу товарів;

- Сегменти «алкоголь» і «кава, чай» у першому півріччі 2020 року знизились, але в наступні періоди почали відновлюватись у плані позитивної динаміки. Це пов'язане з тим, що значна частка реалізації товарів обох категорії припадає на заклади харчування, кафе чи кав'ярні, які у період 2020 року переживали дуже багато обмежень щодо роботи з клієнтами;

- Категорія фруктів мала дуже різкий приріст у другій половині 2020 року, в подальшому цей приріст не зберігся і споживання вернулось на попередній рівень. Це

зв'язане скоріш за все з намаганням значної частини людей посилити свій імунітет не лише за допомогою ліків чи спорту, а й за допомогою здорового харчування, основою якого часто є фрукти і овочі;

- Товарообіг борошна у першому кварталі 2020 року досить різко зріс (+30% vs 1-ий квартал 2019), але вже з середини 2020, коли ситуація стабілізувалась, повернувся на попередній рівень;

- Очевидно, що товарообіг фармтоварів у всіх досліджуваних періодах зріс (від 5 до 30%). Але ці значення відображають лише грошову структуру зміни. Скоріше за все в абсолютних обсягах проданих ліків (умовні одиниці), ринок загалом зріс незначно – з одного боку загальний попит на ліки зріс і це відобразилось у більшому споживанні фармацевтичних препаратів, а з іншого боку у 2020-2021 роках ціни на ліки досить сильно зросли. Через обмежену купівельну здатність велика частина населення змістила пріоритети на засоби першої необхідності, і зменшила споживання не таких пріоритетних ліків. Як от наприклад, краплі для очей, знеболюючі, краплі для носу тощо);

- Категорія офісних меблів через майже тотальний перехід великої кількості бізнесів на віддалений формат роботи знизилась на 44% у першому півріччі 2020 року;

Зз, що пандемія коронавірусу дуже по різному вплинула на різні товарні ринки в Україні. Ці всі дані можна умовно поділити на 3 основні сегменти чи групи реакцій на кризову ситуацію, яка була спричинена пандемією;

- Стабільні ринки – мали тимчасовий характер спаду/рецесії у періоди підвищення захворюваності і локдаунів і згодом повернулись у нормальне русло розвитку (пробіотики, засоби від алергії, засоби гігієни, снеки, вода, телевізори, смартфони, холодильники);

- Зростаючі ринки – не зважаючи на кризу, змогли утримати докризові рівні продажів товарів і збільшити їх (вітамінні комплекси, препарати при порушенні циклу, велосипеди, самокати, препарати для волосся, чай, бальзами);

- Низхідні ринки – у порівнянні з допандемічним періодом знизились і нешвидко повернулись на рівні 2018-2019 років (ліки для пам'яті, знеболюючі, кінотеатри, офісне приладдя, засоби від кашлю, краплі для очей тощо);

З урахуванням проведеного сегментування ринків на основі їх реакції на пандемію, можна перейти до наступного етапу дослідження – попереднього статистичного аналізу кожного конкретного ринку;

Період після 2021 року не опрацьовувався, оскільки повномасштабне вторгнення по-іншому вплинуло на ринок і дана ситуація потребує ще одного комплексного дослідження, яке виходить за рамки поточного. Тому, щоб дослідити саме вплив пандемії на динаміку та структуру товарних ринків в роботі розглядається період від січня 2020 року до грудня 2021 року, а період 2022-2024 років не враховано.

В дослідженні використано також дані Google Trends (Гугл тренди). Це онлайн-інструмент дає змогу за допомогою величезного масиву відкритих даних відслідковувати частоту певних пошукових запитів у Google по всьому світу в різний час.

Цей інструмент надає інсайти [23, 48] щодо популярності ключових слів у пошуковій системі та показує, як ці запити розподіляються за часом та географічно. Google Trends можна використовувати в аналізі ринків, особливо коли прямі дані про продажі не доступні з дуже багатьох причин. Інтерес викликають зокрема такі показники:

- Індикатор інтересу споживачів: Google Trends показує, наскільки часто конкретний термін або тема шукаються в Google. Це є корисним індикатором інтересу споживачів до певних товарів чи послуг.
- Аналіз трендів: Цей інструмент може виявити зростання або спад інтересу до певних категорій товарів чи послуг в часі, що дозволяє виявити сезонні тенденції або реакцію на зовнішні події (наприклад, на пандемію).
- Географічний аналіз: Google Trends дозволяє аналізувати інтереси в різних географічних регіонах в різних країнах, що є корисним для визначення ринків з високим попитом на певні товари чи послуги, чи навпаки ринки, де попит дуже низький і даний регіон є неактуальним для розвитку бізнесу. Це дає змогу зрозуміти, яким чином і де правильно масштабувати свій бізнес.
- Прогнозування та планування: Інформація з Google Trends часто використовується для прогнозування майбутніх тенденцій та планування маркетингових кампаній або запуску нових продуктів.

- Оцінювання популярності бренду: сервіс надає змогу досить точно оцінити затребуваність певного бренду чи продукту в пошуковому полі, а також порівняти досліджуваний бренд/продукт із його прямими чи непрямими конкурентами, або ж суміжними категоріями тощо.

- Доповнення до інших даних: Коли прямі дані про продажі відсутні, Google Trends виступає як додаткове джерело інформації, створювати повніше уявлення про ринок. Оскільки продажі доволі часто залежать саме від попиту на товар, то розуміння динаміки затребуваності у пошуковому полі є досить важливим при аналізі різних ринків чи категорій.

Similarweb, Semrush, Google Analytics та Serpstat – це провідні ресурси для аналізу веб-даних і маркетингових досліджень, які пропонують різноманітні інструменти і можливості для аналізу товарних ринків, допомагаючи отримати цінні дані для прийняття стратегічних рішень. Similarweb надає глибоку інформацію про трафік вебсайтів, його джерела та поведінку користувачів, дозволяючи оцінити ринкову позицію компаній, зрозуміти споживчі вподобання та конкурентні переваги. Semrush пропонує інструменти для пошукової оптимізації, платної реклами, контент-маркетингу та аналізу конкурентів, зокрема дослідження ключових слів, що дозволяє виявити популярні пошукові запити та тренди, а також для аналізу конкурентів і відстеження їх маркетингових стратегій. Google Analytics є потужним інструментом для аналізу відвідуваності вебсайтів, з детальною інформацією про демографічні дані, поведінкові патерни та ефективність рекламних кампаній, що допомагає краще розуміти цільову аудиторію та її реакцію на продукт. Serpstat спеціалізується на пошуковій оптимізації та аналізі платної реклами, дозволяючи знайти найбільш ефективні ключові слова, аналізувати зворотні посилання та відстежувати позиції в пошукових системах, що є важливим для оптимізації видимості продуктів у пошукових системах. Загалом, ці інструменти забезпечують комплексний підхід до аналізу товарних ринків, допомагаючи компаніям оцінити ринкові можливості, конкуренцію та розробити ефективні маркетингові стратегії.

Таке широкомасштабне дослідження відіграє ключову роль у забезпеченні всебічного розуміння економічних і соціальних змін, спричинених такими глобальними кризами, як пандемія. Воно сприяє виявленню довгострокових змін у споживацьких вподобаннях і

стратегіях підприємств, що є невід'ємним для розробки ефективних стратегій відновлення і зростання. Аналіз такого роду дозволяє також ідентифікувати найбільш вразливі точки і сектори, що потребують особливої уваги з метою адаптації до нових реалій і мінімізації майбутніх ризиків.

Висновки до розділу 1

У першому ідентифіковано основні державні заходи, запроваджені в період пандемії, та їхній вплив на економіку загалом і на окремі товарні ринки, систематизовано ризики карантинних обмежень на економічні показники, а також узагальнено еволюцію трансформації споживчих уподобань і модифікацій у структурі попиту, а також вплив цих змін на товарні ринки.

Проведено структурно-динамічний аналіз економіки України та визначено головні особливості діяльності окремих бізнесів в умовах карантинних обмежень.

Дослідження аналітичних і теоретичних засад розвитку товарних ринків дає змогу сформулювати такі висновки:

- Сучасний ринок є ключовим компонентом складної економічної системи, де ринкові механізми тісно взаємодіють з різними регуляторними органами. Товарний ринок, як складова загальної системи ринків, визначальним критерієм має наявність товару, як кінцевого продукту виробництва та як предмета торгівлі, що несе певну суспільну корисність, що визнається в процесі споживання.

- Проаналізовано вплив пандемії на економічну ситуацію в країні. Ринок стикнувся з постійними локдаунами, перебоями у ланцюгах поставок, зі змінами у споживчому попиті, з постійними коливаннями цін, курсу валют, проблемами з працевлаштуванням тощо. Велика частина ринку змушена була перейти до онлайн-торгівлі. З'ясовано, що карантинні обмеження та їхні наслідки дуже вплинули на кінцевого споживача, змінивши його споживацькі звички і переваги, що в свою чергу вплинуло на товарні ринки, оскільки попит формує пропозицію.

- Застосовуючи методологію комплексного аналізу обґрунтовано, що споживач завжди є у центрі товарного ринку, оскільки розвиток ринку, кількість проданих товарів залежать від того, чи є попит на цей товар чи послугу у кінцевої ланки (в даному разі – це українці). Споживання відіграє ключову роль у житті людини і є важливим соціальним феноменом, який існує протягом усієї історії людства і цей феномен дуже залежить від низки зовнішніх факторів, одним з яких стала пандемія коронавірусу.

- Виділено та проаналізовано зміни у споживчих вподобаннях у період пандемії: тенденція до запасання, змінювання пріоритетів і відповідно змінювання споживчого кошику, формування відкладеного попиту, зменшення кількості імпульсивних покупок, стрибкоподібний розвиток ринку експрес-доставки (їжа, ліки, інші товари), повна діджиталізація щоденного життя, новий етап розвитку онлайн-шопінгу серед населення, посилення попиту на автономні засоби пересування, збільшення турботи про власне здоров'я, трансформація освітнього процесу, трансформація робочого процесу, стрімкий розвиток сервісу розваг з точки зору гейміфікації. Ці зміни у споживчих вподобаннях та поведінці сприяли адаптації бізнес-моделей, спонукали до інновацій та цифровізації в багатьох галузях.

- Розглянуто здатність різних ринків, бізнесів чи споживчих сегментів відповідати на виклики, які перед ними поставила пандемія. Деякі бізнеси не змогли впоратися з ситуацією, яка склалась на ринку і мусили призупиняти свою діяльність (заклади харчування, кінотеатри, кафе). А деякі, на противагу, отримали у період коронавірусу друге дихання за рахунок збільшеного попиту на товар чи за рахунок трансформації власного бізнесу під споживчі потреби кризового часу. Сектор доставки їжі зміг прирости у декілька разів і заповнити ту нішу, яку люди втратили у період локдаунів – кафе і ресторани. Частина кафе і ресторанів, яка мала змогу підключитись до програми доставки чи реалізувати свою власну, теж змогли утриматись на плаву під час невизначеної ситуації. Крім того, великим викликом для бізнесів стала не лише адаптація бізнес процесу, а й адаптація корпоративної

складової свого бізнесу – забезпечення співробітників зарплатою, можливістю добиратись на роботу, засобами захисту тощо. Значна частина бізнесів йшла навіть у мінус для того, щоб мати змогу у складний період підтримати власних працівників, але незважаючи навіть на це, велика частина бізнесів мусила скорочувати персонал, обмежувати певні бізнес-напрямки тощо.

- Сформовано інформаційно-аналітичне забезпечення комплексного оцінювання функціонування товарних ринків в умовах пандемії. В роботі представлено три групи товарів: продовольчі (чай, солодка вода, снеки), непродовольчі (товари побутової техніки, засоби індивідуального пересування, засоби гігієни) та медичні, а саме фармацевтичні товари. Для забезпечення повноти дослідження розглядалися часові ряди обсягів продажів товарів, які мають різну структуру (трендові, тренд-сезонні, стаціонарні та нелінійні).

Основні результати розділу опубліковані в наукових працях автора [92, 94].

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНЕ ТА ІНФОРМАЦІНО-АНАЛІТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ ТА РОЗВИТКУ ТОВАРНИХ РИНКІВ

2.1. Теоретико-методологічні засади моделювання і аналізу показників товарних ринків

Товарні ринки визначаються декількома ключовими параметрами, які описують їх розвиток та стан. До цих параметрів відносяться: місткість ринку (вказує на загальний обсяг продажів або потенціал споживання товарів на даному ринку), частка ринку (показує пропорцію ринку, яку контролює певне підприємство або бренд, і часто використовується для вимірювання конкурентоспроможності), а також кон'юнктура ринку. Кон'юнктура ринку є важливим індикатором, що впливає на стратегії компаній та інвестиційні рішення.

Як зазначає у своїй роботі Л.А. Стрій [128], кон'юнктура ринку – це композиція (набір) показників (економічна ситуація), що відображає економічний стан ринку на певний момент часу, який характеризується балансом між попитом та пропозицією товарів, активністю ринкових суб'єктів, а також динамікою цін та інших ринкових індикаторів. Вона формується під впливом різноманітних факторів, зокрема політичних, економічних, соціальних та науково-технічних. Розуміння кон'юнктури ринку є ключовим для прийняття виважених та ефективних рішень у бізнесі та економічній стратегії.

У дослідженні «Теоретичні аспекти кон'юнктури товарного ринку в системі маркетингу» Коваленко В.В. вказує, що ринкова кон'юнктура відображає специфічний економічний стан ринку на певний момент часу [84]. Однак, існує також ширше трактування цього поняття, згідно з яким кон'юнктура ринку означає

сукупність умов, що формують ринкову ситуацію. Ці два означення не суперечать одне одному; навпаки, друге розширює і доповнює перше, підкреслюючи, що конкретна ринкова ситуація є результатом дії певних умов і чинників.

Концепція ринкової ситуації охоплює важливі аспекти, які визначають стан та динаміку ринку [84]:

- Баланс між попитом і пропозицією: це відношення вказує на збалансованість ринку, визначаючи, чи задоволений попит через наявну пропозицію, або чи існують дефіцити чи надлишки;
- Тенденції розвитку ринку: включають у себе аналіз поточних трендів і прогнозування майбутнього розвитку, заснованого на поточних даних та історичних поведінкових характеристиках;
- Стійкість чи мінливість ринку: оцінює, наскільки стабільні основні показники ринку, такі як ціни, попит, пропозиція, та їхня реакція на зовнішні впливи;
- Обсяги та активність ринкових операцій: включає у себе аналіз загального обсягу продажів, частоти угод та загального рівня ділової активності на ринку;
- Рівень комерційного ризику: це оцінка потенційних ризиків, які можуть вплинути на інвестиції, доходи та загальну стабільність ринку;
- Конкуренція на ринку: аналіз сили, стратегій та поведінки конкурентів, а також ступеня конкурентного тиску в певній галузі;

Дослідження та прогнозування економічної кон'юнктури є складним завданням через велику кількість змінних факторів, які на неї впливають. Основна мета аналізу факторів, що формують кон'юнктуру, полягає у прогнозуванні їх потенційного впливу на розвиток певного товарного ринку. Це знання використовується для обґрунтування та оптимізації управлінських рішень. Ці фактори мають різну природу та спрямованість, що призводить до складної причинно-наслідкової взаємодії та часто суперечливості у їхніх проявах та інтерпретаціях. Це ускладнює

процес аналізування та оцінювання важливості кожного окремого фактору впливу на економічну кон'юнктуру.

Весь перелік різноманітних факторів можна умовно класифікувати за різними ознаками [107, 139]:

- за зв'язком з економічним циклом відтворення (циклічні фактори впливу, нециклічні фактори впливу);
- за приналежністю об'єкту, який досліджується (ендогенні, або внутрішні, та екзогенні, або зовнішні);
- за характером своєї дії (постійнодіючі фактори впливу, непостійнодіючі фактори впливу, випадкові, стихійні);
- за передбачуваністю (передбачувані, або прогнозовані та непередбачувані, або непрогнозовані);
- за приналежністю до різних сторін механізму ринку (фактори попиту, фактори пропозиції, фактори ціни);
- за керованістю (керовані, або регульовані та некеровані, або нерегульовані фактори впливу);
- за тісністю зв'язку (ті, які безпосередньо впливають і ті, які впливають опосередковано);
- за спрямованістю дії (стимулюючі фактори впливу, стримуючі фактори впливу);
- за сферою походження чи формування (економічні, соціальні, політичні, військові, природні, науково-технічні);
- за тривалістю впливу (довгострокові, середньострокові, короткострокові фактори впливу);

Завданням статистики ринкової кон'юнктури є створення пов'язаних описів загального стану ринку та його окремих сегментів. Це досягається через двоетапний процес.

Перший етап включає аналіз обсягів та типів ринку, а також його стабільності.

Другий етап зосереджений на глибшому вивченні причинно-наслідкових зв'язків і умов, які формують ринкову ситуацію, та є важливими для прогнозування майбутньої кон'юнктури.

Основні задачі статистики ринкової кон'юнктури включають:

- збирання та аналіз кон'юнктурної інформації;
- кількісне та якісне оцінювання стану ринку та його типології;
- аналіз обсягів та пропорцій ринку;
- виявлення та прогнозування трендів розвитку ринку;
- оцінювання та аналіз коливань, сезонних та циклічних змінювань;
- аналіз регіональних особливостей ринку;
- оцінювання рівня ділової активності;
- оцінювання комерційних ризиків;
- оцінювання ступеня монополізації та рівня конкуренції на ринку.

Процес аналізу (моделювання, прогнозування) є ключовим етапом у дослідженні ринкової кон'юнктури будь-якого товарного ринку, оскільки його основна мета полягає у визначенні найімовірніших тенденцій та стану ринку в майбутньому. Цей процес є вирішальним для формування ефективної стратегії та тактики економічної діяльності, адже він допомагає адаптуватися до майбутніх ринкових умов.

Традиційно в кон'юнктурному аналізі використовуються методи, які умовно можна розбити на три основні групи [85]:

- методи економічного загальносистемного аналізу. Вони передбачають комплексний підхід до вивчення економічних систем та процесів: дають змогу аналізувати економічні явища у їх взаємозв'язку та взаємозалежності, вивчати систему як цілісний об'єкт з урахуванням всіх її компонентів. Ці методи важливі для розуміння загальних тенденцій і закономірностей розвитку економічних систем. До них відносять порівняльний аналіз, візуально-графічні методи, балансові методи, формально-логічні методи тощо.

- економіко-математичні методи. Ця група методів включає застосування математичних моделей, теорій і алгоритмів для аналізу економічних даних та процесів. Економіко-математичні методи дозволяють кількісно оцінити економічні явища, виявити взаємозалежності між різними економічними змінними, розробляти прогнози та моделювати різні економічні сценарії. Їх можна поділити умовно на методи математичного моделювання і методи розрахунку економічних показників.

- економіко-статистичні та методи математичної статистики. Ці методи базуються на використанні статистичного аналізу для вивчення та інтерпретації економічних даних. Вони включають збирання, обробку та аналіз статистичних даних для вивчення економічних тенденцій, виявлення закономірностей та оцінювання ефективності економічних процесів. Методи математичної статистики дають змогу обробляти великі обсяги даних, виявляти зв'язки та закономірності, що не завжди є очевидними при якісному аналізі. Серед них можна виділити основні – аналіз часових коливань, кореляційно-регресійний аналіз, аналіз динаміки кон'юнктури тощо.

Застосування різних методів і підходів до моделювання та прогнозування економічних процесів привертає увагу світової наукової спільноти. Велика кількість наукових робіт як зарубіжних, так і вітчизняних дослідників демонструє глибоке занурення в тематику розробки нових технологічних рішень та підходів, які спрямовані на підвищення ефективності аналітичних моделей. Ці дослідження поєднують статистику, комп'ютерні науки, математичне моделювання та штучний інтелект, і мають за мету не тільки вдосконалення існуючих методів, але й створення принципово нових підходів для прогнозування складних систем. Крім того, тематика моделювання і прогнозування набула значного поширення у контексті коронавірусу, який суттєво вплинув на динаміку багатьох економічних показників. Виникнення та поширення пандемії COVID-19 спонукало вчених та аналітиків до розробки нових моделей, які могли б точніше прогнозувати динаміку поширення вірусу, а також оцінювати його вплив на економіку, зокрема на товарні ринки.

Значний інтерес до цієї області пояснюється стрімкими змінами в технологічному ландшафті, зокрема, розвитком машинного навчання, нейронних мереж, та збільшенням потужностей обчислювальних систем. Крім того, великі і надвеликі дані (Big Data), які зараз доступні в небувалих обсягах, дозволяють вченим проводити більш глибокий і всеосяжний аналіз. Така доступність даних разом з передовими аналітичними інструментами відкриває нові перспективи для розв'язання раніше недоступних проблем.

Варто зазначити, що вагомий внесок у наукові дослідження з питань моделювання та прогнозування, зокрема використання різноманітних методологічних підходів, було систематично і глибоко висвітлено у низці фундаментальних праць авторства Бараник З. [56], Катуніної О. [83], Дербенцева В. [15], Федорченка А. [17], Гур'янової Л. [49], Бабенко В. [13], Ященко О. [151], Чуйко Г. [12], Зражевської Н. [79], Хиленко В. [141], Тадєєва Ю. [129], Ляшенко О. [101], Хаврука В. [140], Семківа М. [81], Савраса І. [121] та інших. Ці роботи забезпечили значний прогрес у розумінні теоретичних та практичних аспектів цієї складної тематики і стали відправним пунктом для подальших досліджень у даній області. Крім того, у роботах таких зарубіжних науковців як Шиноди С. [40], Агравал А. [1], Бербенні Е. [8], Коломбо С. [8], Петропулос Ф. [36], Макрідакіса С. [36], Фінн Т. [19] розглядається процес моделювання і прогнозування різних ринків в контексті пандемії.

Одним з важливих моментів аналізу за допомогою економіко-статистичних методів є здатність прогнозувати розвиток ринку, змінювання його складових, поведінку споживачів тощо. Цей процес базується на глибокому розумінні об'єктивних закономірностей дійсності.

У сфері прогнозування соціально-економічних процесів, зокрема аналізу ринкової кон'юнктури на рівні господарства та окремих галузей, ключове значення має розуміння природи причинно-наслідкових відносин. Важливо зазначити, що прогнозування не стосується ізольованих подій; натомість, воно спрямоване на

виявлення загальних характеристик і закономірностей, які відображають стабільні причинно-наслідкові зв'язки. Основою для створення прогнозів економічної кон'юнктури є існування послідовності в часі розвитку економічних явищ.

Мета створення прогнозу полягає у визначенні найбільш ймовірних майбутніх сценаріїв розвитку ринкової кон'юнктури. Прогнозування ринкової ситуації включає аналіз та відповіді на ключові питання [73]:

- Перспективи збереження ринкових тенденцій: чи триватимуть поточні тренди на ринку протягом наступних кількох кварталів або сезонів?
- Очікувані темпи зростання продажів: які прогнози щодо зростання або зменшення обсягів продажів товару?
- Трансформації у попиті та продажах: як можуть змінитися обсяг і структура попиту на товар і як це вплине на обсяги продажів?
- Динаміка товарних запасів: які зміни в обсязі та структурі товарних запасів можуть відбутися?
- Інші важливі фактори та явища: які додаткові чинники або події можуть вплинути на майбутню кон'юнктуру товарного ринку?

Різні види прогнозування включають:

- Оперативний прогноз: спрямований на короткострокове планування, таке як місячні, квартальні або піврічні періоди. Цей вид прогнозу допомагає в управлінні поточними ринковими процесами та реагуванні на швидкі змінювання кон'юнктури.
- Короткостроковий прогноз: забезпечує планування на термін до одного року і використовується для прийняття рішень про бюджетування, маркетингові стратегії та адаптацію до найближчих ринкових трендів.
- Довгостроковий або перспективний прогноз: покриває період понад 5 років і допомагає у плануванні довготривалих стратегічних ініціатив, інвестиційних проєктів, розвитку нових продуктів та розширенні ринків.

Розуміння та застосування різних видів прогнозування дає компаніям можливість більш точно визначати майбутні ринкові можливості та ризики, що є

невід'ємною частиною успішного управління підприємством та його переваг на товарному ринку.

Для здійснення таких прогнозів науковці застосовують низку різноманітних підходів і методів. Ці методи моделювання і прогнозування є комплексом технік та підходів, які на основі аналізу минулих зовнішніх (екзогенних) та внутрішніх (ендогенних) зв'язків, а також майбутніх очікувань стосовно об'єкта дослідження, дають змогу з досить високою ймовірністю передбачати його майбутній розвиток.

Найбільшого поширення в економіко-математичному моделюванні і прогнозуванні набули такі моделі [107]:

- аналогова модель, яка використовує аналіз оптимальних умов ринкової ситуації в регіоні або країні для прогнозування;
- імітаційні моделі засновані на використанні штучно сформованих даних, згенерованих спеціальними програмами, і оброблених за допомогою комп'ютерної техніки;
- механістичне навчання (графічний аналіз даних, який здебільшого використовується для прогнозування на біржах);
- нормативні моделі, де прогнозування базується на раціональних бюджетах або нормах споживання;
- експертне оцінювання (використання оцінок фахівців, наприклад, за допомогою Дельфі-методу);
- метод екстраполяції для прогнозування на основі аналізу трендів;
- статистичне моделювання, що включає парні та багатofакторні рівняння регресії;
- використання коефіцієнта еластичності для визначення чутливості попиту або пропозиції до змінювання умов ринку;
- трендові моделі, які аналізують тенденції розвитку об'єкта для прогнозування його майбутнього стану;

- машинне навчання, що використовує різні алгоритми для аналізу даних та виявлення закономірностей. Воно застосовується для прогнозування шляхом тренування моделей на історичних даних, щоб передбачити майбутні тенденції або виявити шаблони;
- нейронні мережі, які є підкатегорією машинного навчання, інспірованою структурою та функціонуванням людського мозку. Вони особливо ефективні у виявленні складних зв'язків великих і різноманітних даних, що робить їх корисними для прогнозування в складних системах, таких як фінансові ринки, погодні умови тощо.

Кожен із цих способів моделювання має свої особливості та є ефективним у різних умовах, залежно від специфіки ринку та цілей дослідження.

Крім того, якщо розглядати процес моделювання і прогнозування ринку за ступенем формалізації методів, то його можна поділити на два основні сектори. Це є інтуїтивні методи і формалізовані методи. Інтуїтивні методи включають індивідуальні експертні оцінки та колективні експертні оцінки. Формалізовані методи включають методи аналізу часових рядів, які охоплюють трендові функції, згладжуючі функції, криві зростання, логістичні функції та адаптовані моделі, а також моделі, що використовують матричні та мережеві моделі, і статистичні моделі, до яких належать кореляційний, регресійний, техніко-економічний аналізи та економетричні моделі. Також існують комплексні методи моделювання та прогнозування, які поєднують в собі декілька різних підходів.

Таке різноманіття методів дає змогу забезпечувати високу якість прогнозування, а саме відповідати ряду важливих критеріїв [107]:

- надійність і наукова обґрунтованість: прогноз має базуватися на доказовій науковій основі, враховуючи всі можливі фактори, що впливають на ринок в майбутньому. Системність передбачає комплексний підхід до аналізу зв'язків між усіма кон'юнктурутворюючими факторами;

- відтворюваність і доказовість: результати прогнозу мають бути відтворюваними, тобто при повторному виконанні аналізу за допомогою тих же чи інших методів мають бути отримані схожі результати;
- варіативність: необхідно розробляти кілька варіантів прогнозів, кожен з яких має чітко визначені гіпотези та передумови;
- верифікація: прогноз має відповідати вимогам перевірки його достовірності та точності, з метою уникнення суб'єктивності та подальшого коригування;
- чіткість та коректність формулювань: мова прогнозу має бути зрозумілою для тих, хто приймає рішення, та не давати приводу для двозначних трактувань;
- плановість: прогноз має бути своєчасним і відповідати цілям ухвалення управлінських рішень;
- ефективність: важливо, щоб економічна вигода від використання прогнозу перевищувала витрати на його розробку;

Економіко-аналітичний підхід до прогнозування базується на теоретичному аналізі майбутніх економічних зв'язків та взаємодій. Прогноз, створений на основі цього підходу, використовує обдумані та логічно обґрунтовані роздуми фахівців-експертів, які беруть до уваги визначену схему майбутніх взаємозв'язків, а також результати глибокого теоретичного дослідження ринкової кон'юнктури. Цей метод вимагає від експертів не тільки знань актуальних тенденцій, але й здатності аналітично мислити, використовуючи економічні теорії та моделі для виявлення потенційних змін та появи нових трендів на ринку.

Економетричний підхід до прогнозування базується на математичних методах, зокрема, використанні кореляційно-регресійного аналізу, і спрямований на розробку кількісних моделей, що дозволяють передбачати економічні явища. Цей підхід включає створення математичних моделей, що відображають кореляційні зв'язки між різними економічними змінними.

В останні роки моделювання тенденцій розвитку кон'юнктури товарних ринків традиційними економіко-математичними методами, які передбачають застосування

різноманітних математичних моделей та інструментів для прогнозування, доповнили методи машинного навчання, нейронних мереж тощо. В основі таких методів лежить глибокий аналіз даних та виявлення в них закономірностей.

Сам процес дослідження даних цими методами подібний до інтелектуального аналізу, який здійснює людина. Тому машинне навчання часто розглядають як складову штучного інтелекту. Розуміння машинного навчання означає знання різних форм аналізу, оброблення даних, побудову алгоритмів без отримання чітких покрокових інструкцій. Нейронна мережа – це метод штучного інтелекту, який навчає комп'ютери обробляти дані у такий спосіб, як це робить людський мозок.

Прогнозування ринкової кон'юнктури часто включає одночасну або послідовну розробку як економіко-аналітичного, так і економетричного прогнозів. Економіко-аналітичний прогноз забезпечує якісне розуміння можливих сценаріїв розвитку, тоді як економетричний прогноз надає кількісну оцінку цих сценаріїв.

Машинне навчання та нейронні мережі значно розширюють можливості прогнозування завдяки здатності виявляти і використовувати глибинні зв'язки між показниками, які традиційно залишаються поза увагою у стандартних економіко-математичних моделях. Традиційні методи часто обмежуються прямолінійними залежностями і можуть не враховувати складні взаємодії між різними змінними. Натомість, алгоритми машинного навчання здатні обробляти великі обсяги даних, знаходити приховані патерни та враховувати нелінійні взаємозв'язки, які можуть мати критичне значення для точності прогнозів.

Фінальний крок полягає у компонуванні отриманих результатів та розробці інтегрованого прогнозу, який об'єднує переваги всіх підходів. Цей комплексний прогноз є важливою основою для прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

Процес моделювання та подальшого прогнозування даних обсягів продажів на товарних ринках є багатогранним і вимагає ретельної підготовки та аналізу. Цей процес можна розділити на кілька ключових етапів, кожен з яких відіграє вирішальну роль у забезпеченні точності та надійності прогнозів.

Для вирішення задач, поставлених в дослідженні, розроблено систему моделей DS/ML. Загалом, система моделей DS/ML (Data Science/Machine Learning) – це набір теоретичних і практичних компонентів, які дозволяють створювати, тренувати, оцінювати і застосовувати моделі для вирішення різноманітних задач, пов’язаних з аналізом даних і прогнозуванням [83]. Система моделей DS/ML включає декілька ключових етапів, які забезпечують послідовність та логічну структуру процесу моделювання.

Система моделей та етапи моделювання, реалізовані в дослідженні, відображено на рис. 2.1.

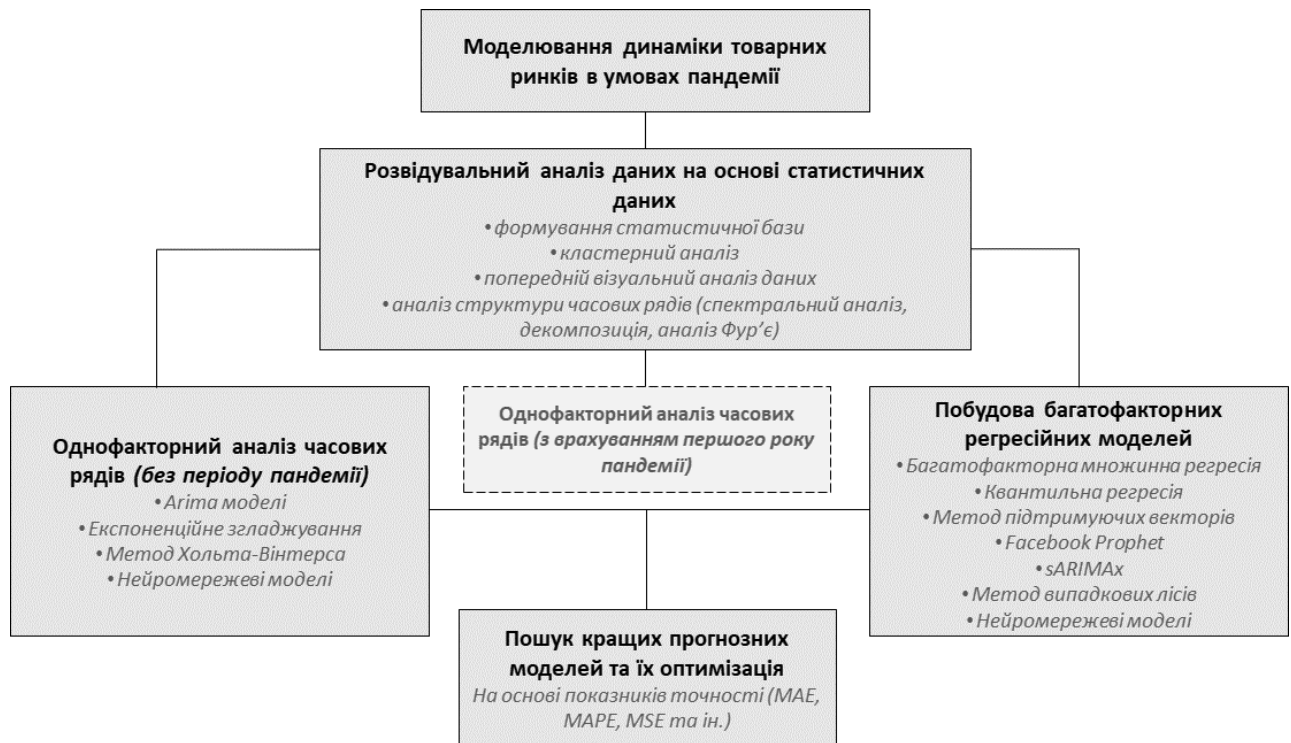


Рис. 2.1. Структура системи моделей дослідження товарних ринків в умовах пандемії

Джерело: розроблено автором

Перший підготовчий етап має велике значення і складається з декількох ключових кроків:

- Формування статистичної бази та очищення даних. Цей процес включає збирання інформації з різних джерел, таких як історичні дані продажів, цінові

тренди, сезонні коливання, а також економічні та соціальні індикатори, що можуть значно вплинути на аналіз. Отримані дані потребують ретельного очищення та попередньої обробки. Важливим кроком є видалення аномальних значень, які можуть спотворювати результати, заповнення відсутніх значень для забезпечення цілісності датасету та корекція помилок, що можуть бути виявлені під час попереднього аналізу. Це забезпечує високу якість вхідних даних для подальшого аналітичного процесу;

- Для виявлення глибинної структури даних виконується кластерний аналіз, який дає змогу виокремлювати в підмножини – кластери - споріднені за своїми характеристиками об'єкти, якими в роботі є часові ряди продажів товарів з різних товарних груп. Класифікація об'єктів з подібними характеристиками дає змогу добирати моделі і методи прогнозування їхньої динаміки з урахуванням характеристик відповідної групи часових рядів. Цей підхід дозволяє не тільки точніше визначати потенційні тенденції в продажах, але й відділяти аномальні випадки від загальних трендів. Використання кластерного аналізу дає змогу виявляти об'єкти, характеристики яких залежать від деякої причини, і тим самим виявляти причинно-наслідкові зв'язки між явищами різної природи, підвищуючи ефективність прогнозування економічних процесів, і як наслідок оптимізувати стратегії управління запасами і маркетингові заходи. За допомогою цього методу можна також виявити гетерогенний ефект, тобто відмінності в характеристиках різних груп часових рядів в залежності від чинників, що впливають на їхню динаміку.

- У наступній фазі дослідження проводиться детальний графічний аналіз, який охоплює вивчення динаміки товарних ринків до настання кризи, спричиненої пандемією коронавірусу, та в період її тривання. Цей аналіз дозволяє ізольовано розглянути основні тенденції, ідентифікувати ключові відгуки ринку на екстремальні впливи та зрозуміти механізми трансформації, якими ринок керувався, відповідаючи на ці безпрецедентні виклики. Важливість такого аналізу полягає у

здатності визначити не лише короткострокові відхилення в поведінці ринку, але й довготривалі зміни в стратегіях та підходах учасників ринку, що були спричинені кризовими умовами;

- Детальний статистичний аналіз даних для кожного з ринків з використанням таких інструментів, як функція автокореляції, спектральний аналіз за Фур'є та техніка декомпозиції часових рядів, що дозволяє глибоко розкрити структурні особливості часових рядів. Цей комплексний підхід сприяє не лише виявленню основної структури даних, але й уможливорює ідентифікацію внутрішніх залежностей, включно з автокореляційними зв'язками між даними.

Другим етапом дослідження є безпосередньо проведення моделювання динаміки часових рядів з врахуванням первинного аналізу. Для цього в рамках дослідження розглянуто процес моделювання за допомогою однофакторних моделей на основі допандемічних даних. Це виконано для того, щоб мати змогу зрозуміти, яким чином ймовірно б розвивались ті чи інші товарні ринки, якщо б не було пандемії. Це допомогло зрозуміти ключові зрушення в динаміці і трансформації різних товарних груп під впливом кризової ситуації, яка склалась у 2020-2021 роках.

Аналізування взаємодії часових рядів з іншими критичними індикаторами, що потенційно впливають на їхнє формування, є дуже важливим аспектом дослідження ринкових динамік. Тому в роботі проведено багатофакторне моделювання і прогнозування часових рядів. Серед ключових факторів, які потрібно враховувати при моделюванні динаміки ринків, особливе місце посідає процес розвитку пандемії коронавірусу в Україні, кількісним відображенням якого є показник зареєстрованих випадків зараження. Цей індикатор безпосередньо впливає на споживацькі настрої та поведінку ринку. Також проаналізовано й інші фактори впливу на товарні ринки: погодні умови, які сприяють поширенню хвороби; інфляцію, яка впливає на рівень доходів споживачів; пошуковий попит на певну товарну групу – непряма ознака рівня попиту; маркетингова змінна (реклама) – стимулятор попиту; та інші.

Для моделювання динаміки часових рядів обсягів продажів товарів різних ринків застосовано: квантильну регресію, Facebook Prophet та sARIMAx, а також багатofакторну регресію, нейронні мережі, машинне навчання. На основі побудованих моделей здійснено прогноз динаміки обсягів продажів товарних ринків на період, коли вже стали доступними спостережені дані.

Заключним етапом є проведення верифікації точності прогнозів відносно фактичних значень розвитку ринку за допомогою різних статистичних індикаторів (MAE, MAPE, MSE тощо). Використання таких індикаторів важливе для того, щоб зрозуміти ефективність вибраних моделей і методів прогнозування. Аналіз результатів дозволяє виявити слабкі місця в прогнозних моделях і внести необхідні корективи для підвищення точності майбутніх прогнозів.

2.2. Графічний аналіз динаміки продажів товарів

Першим етапом комплексного дослідження товарних ринків є графічний аналіз, який дозволяє візуально оцінити, як саме ці зміни вплинули на продажі окремих товарних груп, ідентифікувати тренди та аномалії в даних, та зрозуміти, як бізнеси адаптувалися до нових умов функціонування.

Запропонований підхід базується на порівнянні даних продажів товарів до та після початку пандемії. Застосування різних видів діаграм і графіків допомагає виявити ключові закономірності та відхилення в динаміці ринків, що важливо для підтвердження загальних і специфічних впливів пандемії на економічну активність.

Цей візуальний підхід не тільки покращує розуміння складних даних, але й дозволяє встановити причинно-наслідкові зв'язки між різними економічними індикаторами та їх відповідними реакціями на кризові явища. Графічне відображення даних сприяє більшій наочності та доступності інформації, що в свою чергу допомагає у прийнятті обґрунтованих рішень та формуванні стратегічних рекомендацій.

Спершу розглянемо ринок товарів, які *суттєво змінили свою динаміку* під впливом пандемії.

Ринок вітамінних комплексів певно зазнав чи не найінтенсивнішого розвитку за свою історію. Цей сектор пережив величезний сплеск активності, особливо з кінця літа 2021 року, коли було опубліковано декілька досліджень, що стосувались лікування та профілактики вірусних захворювань.

Медичні фахівці, керуючись рекомендаціями відомих експертів та офіційними вказівками Міністерства охорони здоров'я, почали активно призначати пацієнтам вітамінні комплекси для профілактики хвороби та для пом'якшення наслідків вірусних інфекцій.

Серед препаратів, які найчастіше призначалися, були як комбіновані вітамінні комплекси, так і окремі вітаміни (D3, C) та мікроелементи (цинк, селен та інші). Крім того, значним драйвером цього були маркетингові кампанії різних брендів з категорії вітамінів, які почали просувати свої товари як такі, що сприяють профілактиці вірусів і захворювань, посилюють імунітет і покращують здоров'я. Це призвело до того, що категорійні продажі зросли майже удвічі порівняно з докоронавірусним періодом (рис. 2.2).

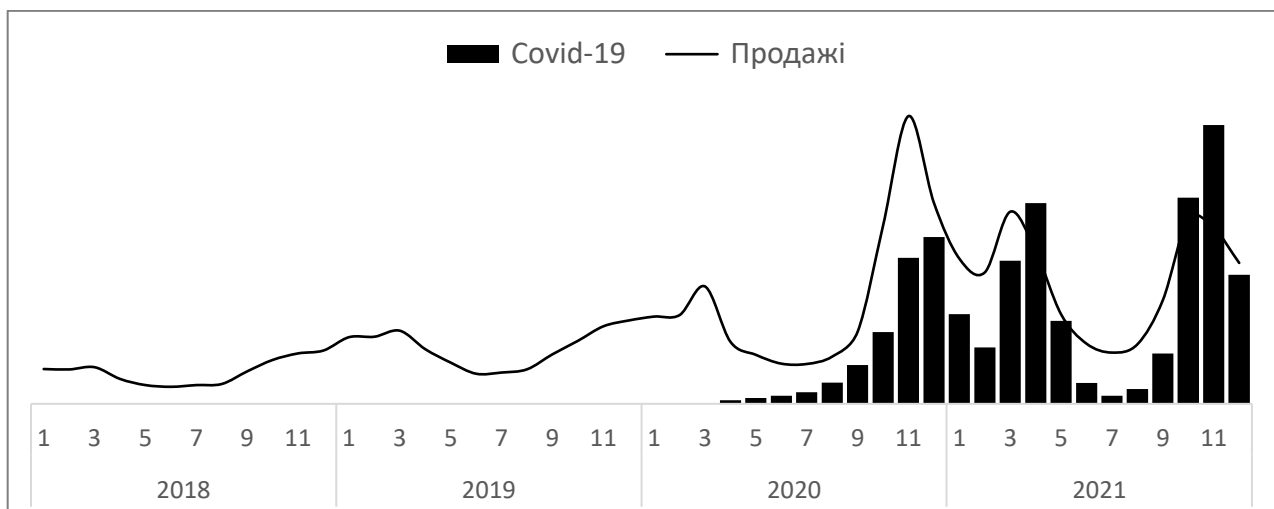


Рис. 2.2. Динаміка обсягів продажів ринку вітамінних комплексів, уп.

Джерело: розроблено автором

Ринок ліків від кашлю пережив власну еволюцію під час пандемії. Візуально це можна спостерігати на рис. 2.5.

Перед початком пандемії споживчий попит на ліки від кашлю був сезонним, з піками в осінньо-зимовий період. Така циклічність продажів відображає звичну поведінку споживачів, коли настання холодів збільшує ризик застуд і, відповідно, зростає попит на лікувальні препарати.

Однак, в умовах пандемії, структура споживання ліків від кашлю зазнала змін. На діаграмі видно, що з моменту поширення коронавірусної інфекції продажі препаратів від кашлю демонструють два явні піки, які, ймовірно, корелюють з хвилями підвищення кількості випадків захворювання. Це свідчить про те, що в періоди спалахів COVID-19 споживачі активніше купували ліки від кашлю, реагуючи на симптоми, які можуть супроводжувати вірусну інфекцію.

Високий попит на ці препарати зберігався впродовж восьми місяців, від серпня до травня, що показує відхилення від звичайного сезонного графіка продажів і вказує на стабілізацію нового візерунку попиту, який може зберігатися і в подальші періоди пандемії (рис. 2.3).



Рис. 2.3. Динаміка обсягів продажів ринку препаратів від кашлю, уп.

Джерело: розроблено автором

Ринок вітамінів для волосся (рис. 2.6) до початку пандемії COVID-19 демонстрував поступовий, але стриманий розвиток. Протягом 2018-2020 років спостерігалася стабільна тенденція зростання, що вказувало на зростаючий інтерес споживачів до продуктів, спрямованих на підтримку здоров'я волосся. З початком пандемії та поширенням коронавірусної хвороби, ринок вітамінів для волосся зазнав значного зростання. Причиною тому стали дослідження, які вказували на зв'язок між COVID-19 та випадінням волосся.

Вірусне захворювання, як було встановлено, має потенційний вплив на стан волосся, що призвело до зростання попиту на вітаміни для волосся як засобу профілактики та лікування. Паралельно з підвищенням статистики захворюваності на COVID-19, ринок вітамінів для волосся показав суттєвий приріст. Ця тенденція відображає зростання обізнаності споживачів про важливість догляду за волоссям і їх бажання знайти ефективні засоби для профілактики та лікування можливих наслідків вірусної інфекції. Зростаюча увага до здоров'я волосся відобразилася не тільки у збільшенні продажів вітамінних комплексів, але й сприяла впровадженню нових продуктів та брендів на ринку, що в подальшому має збільшувати різноманітність та доступність засобів для догляду за волоссям (рис.2.4).



Рис. 2.4. Динаміка обсягів продажів вітамінів для волосся, уп.

Джерело: розроблено автором

Наступними розглянемо ринки товарів, які *несуттєво змінили свою динаміку* під впливом пандемії .

Ринок пробіотиків до появи пандемії був стабільним із сезонними коливаннями в продажах. З настанням пандемії ринок показав стійкість за винятком короткочасного спаду в період весняного локдауну від березня до липня 2020 року. Початковий спад у продажах можна пов'язати з весняним локдауном 2020 року, коли споживачі обмежили свою активність і були обережнішими у своїх покупках через невизначеність ситуації (рис. 2.5)

Незабаром після цього періоду, ринок показав ознаки відновлення і продажі пробіотиків зросли, попри збільшення кількості випадків вірусу.

Така відновлювальна динаміка свідчить про те, що споживачі продовжували визнавати важливість пробіотиків для підтримки здоров'я, особливо в контексті посиленої уваги до імунітету та загального благополуччя протягом пандемії. За винятком цього невеликого періоду, продажі пробіотиків не показали значних відхилень від своїх сезонних візерунків, залишаючись стабільним і передбачуваним сегментом ринку.

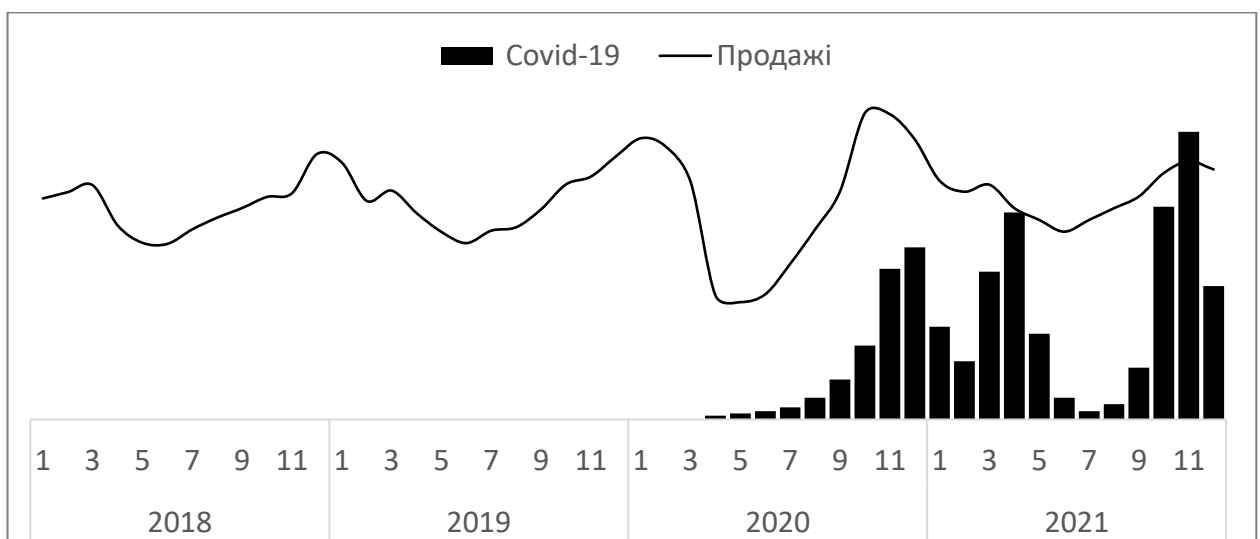


Рис. 2.5. Динаміка обсягів продажів ринку пробіотиків, уп.

Джерело: розроблено автором

Аналізу попиту на продовольчі товари здійснюється на підставі запитів через систему Google. Ці дані не можуть показати точні продажі певних товарних ринків, але дають змогу через запити в Google зрозуміти динаміку розвитку цих ринків, формування певних трендів. Ці значення часто використовують для моделювання різних продажів як предиктор впливу.

Почнемо аналіз із запитів, які стосуються **купівлі техніки**. Як видно з рис. 2.6, всі запити (ТВ, смартфони і холодильники) незначно просіли в пошуковому полі, але з літа 2020 року повернулись у звичайне русло і відновили свою звичну динаміку. Це є доволі логічним, тому що на початку пандемії більшість людей стикнулись з невизначеністю і економічним шоком, тому відклали дорогі покупки на той момент часу. Десь влітку 2020 року ситуація стабілізувалась, люди адаптувались до нових умов, тому й відновився попит на техніку.

Представлені на рис. 2.8 часові ряди відображають різний характер поведінки: Телевізори належать першому кластеру (сезонний товар з піками продажів у зимові місяці), холодильники – четвертому кластеру (сезонний товар з піками продажів у літні місяці), а смартфони - третьому (всесезонний товар).

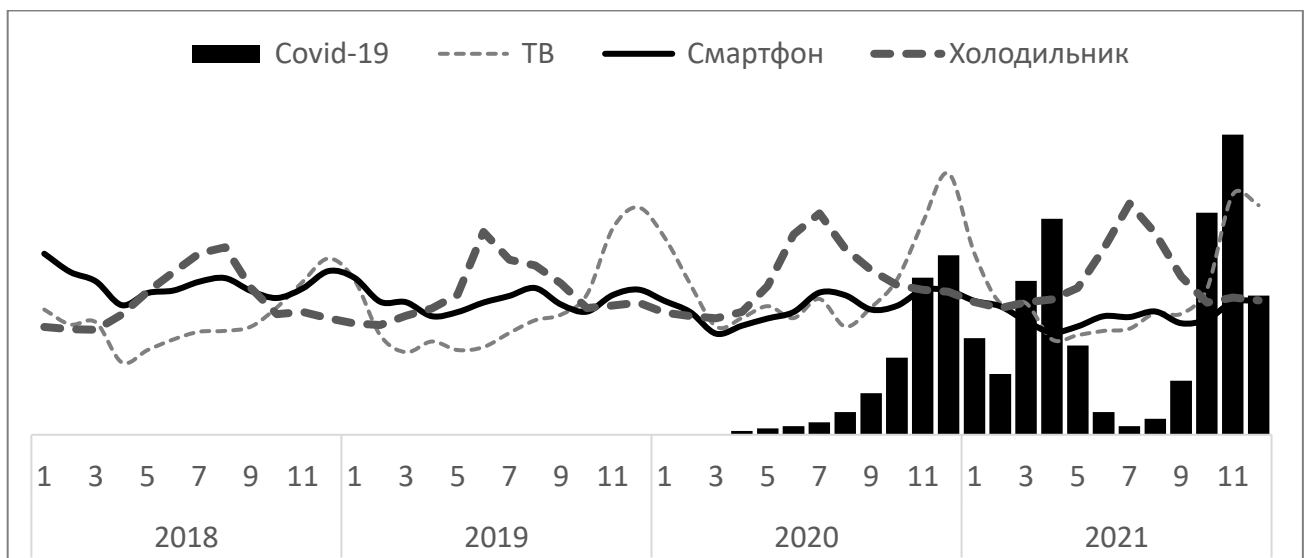


Рис. 2.6. Динаміка пошукових запитів різної техніки (телевізори, смартфони, холодильники), індекс

Джерело: розроблено автором

Одним з найінтенсивніших ринків, який розвинувся у період пандемії був **ринок доставки** (рис. 2.7). Під час пандемії, коли були введені обмеження на пересування та роботу ресторанів і кафе, багато споживачів почали активно користуватися послугами доставки їжі як альтернативою відвідуванню улюблених закладів. Доставка їжі дозволила споживачам не тільки залишатися вдома, але й зекономити час та зусилля на приготування їжі, різноманітити свій раціон.

Однак, до осені того ж року, тенденція доставки їжі почала стабілізуватися та вирівнюватися за рахунок виходу на ринок нових надавачів послуги доставки, зокрема ресторанів та супермаркетів. До того ж в умовах обмежених фінансових можливостей, багато українців не могли дозволити собі часте замовлення їжі з ресторанів, оскільки це обходилося дорожче, ніж самостійне приготування. Крім того, люди адаптувалися до нових умов життя, що включало звичку готувати їжу вдома, знижуючи залежність від зовнішніх послуг. Коли обмеження стали пом'якшуватися, деякі люди почали повертатися до відвідування ресторанів та кафе, що також вплинуло на зниження попиту на доставку. Ця тенденція відображає загальну адаптацію до змінених умов життя, а також важливість балансу між зручністю та фінансовими можливостями споживачів.

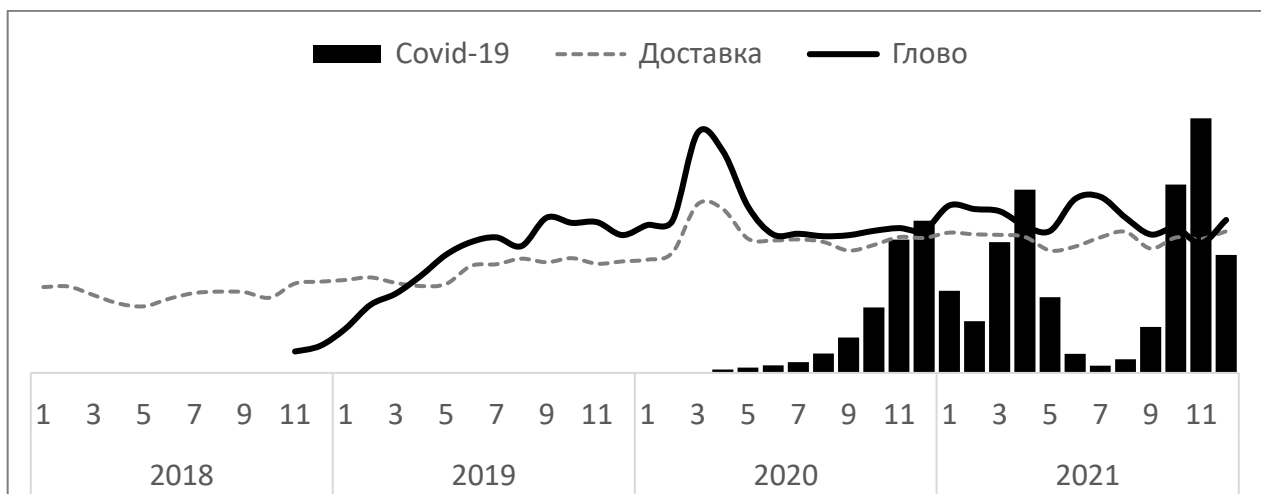


Рис. 2.7. Динаміка пошукових запитів доставки (доставка, Глово), індекс

Джерело: розроблено автором

Далі розглянемо ринок товарів, *попит на які підвищувався в період послаблення карантинних обмежень*.

Доволі активно у період поширення вірусу розвинувся ринок індивідуальних **засобів пересування** (велосипеди, електросамокати). Попит на велосипеди та електросамокати почав зростати саме з моменту оголошення пандемії(рис. 2.8), та цей інтерес не вщухав протягом усього 2020 року і не лише зберігся, але й продовжив зростати у 2021 році, що демонструє стійку тенденцію до використання індивідуальних транспортних засобів як частини нового повсякденного життя. При цьому

Це тенденція, ймовірно, викликана збільшенням потреби в соціальній дистанції та прагненням людей знаходити альтернативні способи пересування, що мінімізують контакт з іншими особами в громадському транспорті. Крім того, популярність даного способу пересування зумовлена також прагненням до здорового способу життя.

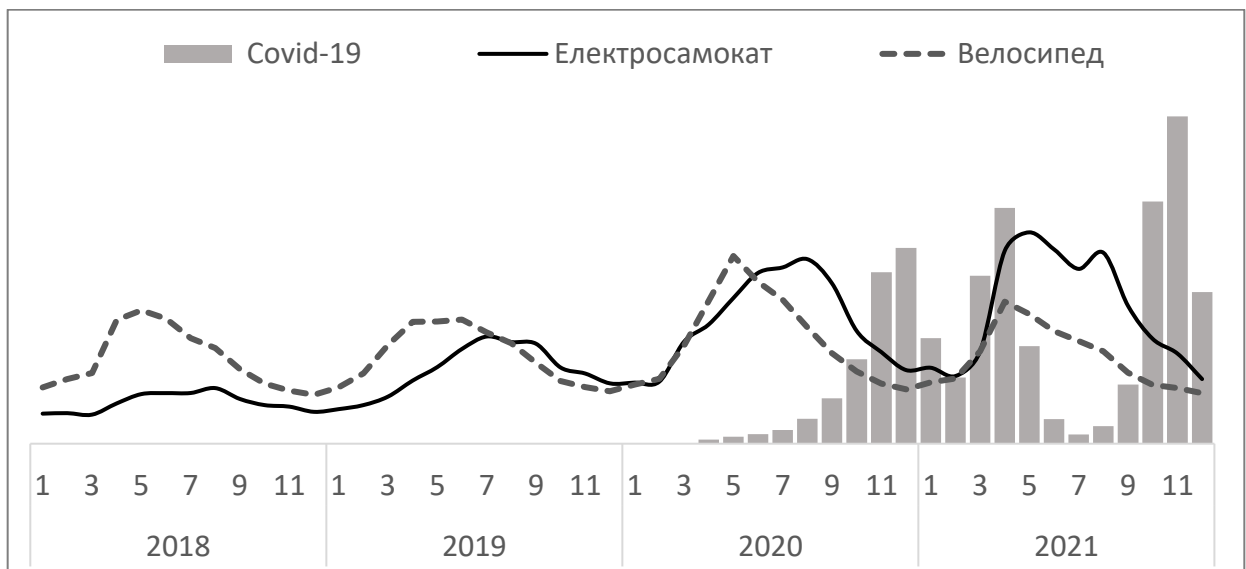


Рис. 2.8. Динаміка пошукових запитів засобів пересування (електросамокат, велосипед), індекс

Джерело: розроблено автором

Наступним відобразимо, ті ринки товарів, обсяг продажів яких прямо не пов'язаний з кількістю захворювань, але змінив свою динаміку в період пандемічних обмежень.

Ринок автомобілів відреагував доволі різко на кризову ситуацію (рис. 2.9). Спостерігаються 2 явні спади купівлі авто. Перший на початку пандемії, після якого продажі почали відновлюватись у липні 2020 року. Другий – у січні-лютому 2021 року. Важливо зауважити, що сезонність продажів автомобілів за звичних умов є зростаючою від січня до грудня, коли у січні-лютому звично спостерігається сильне падіння продажів (погані погодні умови для поїздок, фінансові зниження через свята, очікування весняних продажів тощо). Тому другий спад є доволі умовним, але чітко видно, що він був сильнішим ніж спад у січні-лютому 2020 року. Скоріше за все таке посилене падіння спричинене ще крім того відголоском сезону хвороби вересня-грудня 2020 року.

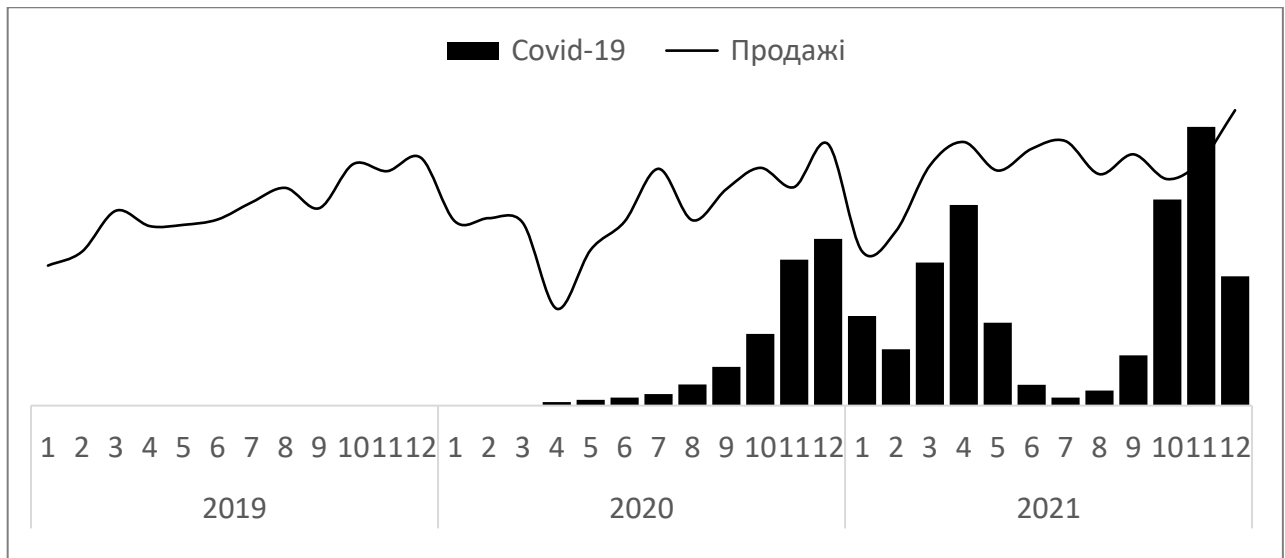


Рис. 2.9. Динаміка обсягів продажів ринку продажів автомобілів, шт.

Джерело: розроблено автором

Ринок препаратів від порушення менструального циклу теж зазнав значних змін. Як було сказано у дослідженні [63, с.39] коронавірусна пандемія стала причиною збільшення випадків порушень менструального циклу у жінок. Різні дослідження показують, що нерегулярності, такі як зміни в частоті і інтенсивності

менструацій, стали частішими в період від трьох до шести місяців після одужання від COVID-19.

Ці порушення можуть виявлятися як у вигляді аномальних кровотеч, так і у формі зниження частоти менструацій (олігоменорея) або їх повної відсутності (аменорея). Також з'ясовано, що такі післяковідні стани, як астения та депресія, можуть істотно впливати на репродуктивне здоров'я жінок, викликаючи ці порушення.

Візуально це можна бачити на рис. 2.10. Після початку пандемії, спостерігається просідання категорії через невизначену ситуацію, відсутність товарів тощо, але після стабілізації ситуації з дистрибуцією і збільшення захворювань, проблема стала більш поширеною, що відповідно відбилось у зростанні продажів зі значно інтенсивнішою динамікою, ніж у допандемічний період.

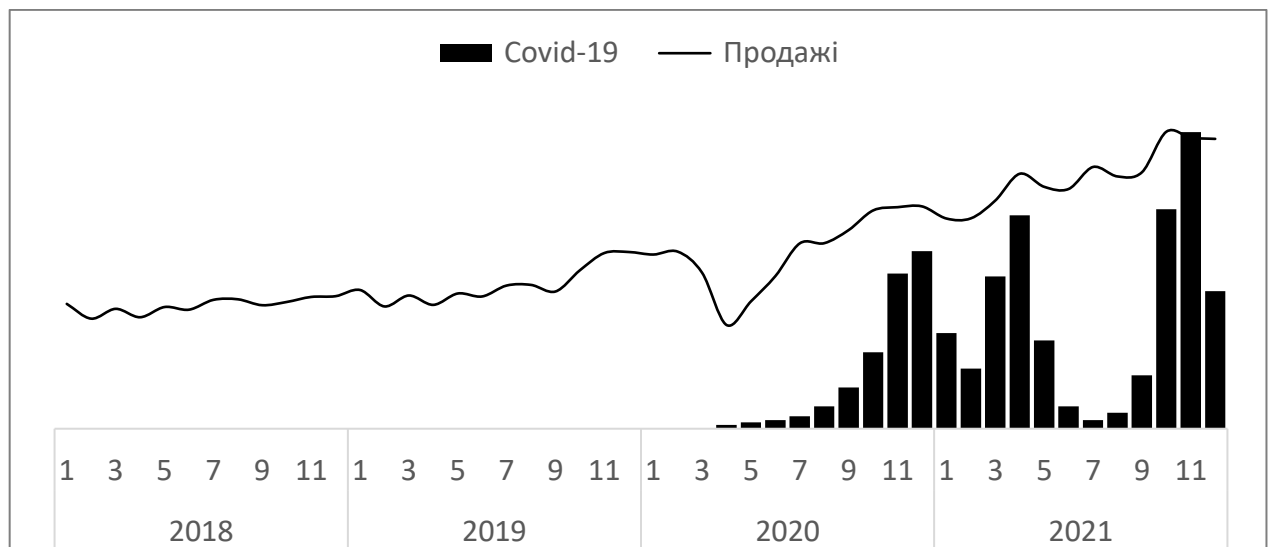


Рис. 2.10. Динаміка обсягів продажів препаратів від порушення менструального циклу, уп.

Джерело: розроблено автором

Ринок знеболюючих мав динаміку подібну до ринку пробіотиків – показав себе досить стійко під час коронавірусної пандемії, зазнавши лише короткочасного спаду продажів (рис. 2.11).

З настанням серпня 2020 року він швидко повернувся до своєї звичайної динаміки, продовжуючи демонструвати традиційну сезонність з невеликим збільшенням попиту в літні місяці. При цьому порівняння з 2019 роком вказує на те, що ринок так і не досягнув свого попереднього обсягу продажів. Це є пов'язано зі зміною споживчих переваг, оскільки деякі люди могли перейти на використання жарознижувальних засобів, які також мають протизапальні та знеболюючі властивості.

Можливо, зростання уваги до загального стану здоров'я та імунітету також вплинуло на рішення споживачів вибирати альтернативні препарати для полегшення симптомів, що частково пояснює таке зниження обсягів продажів в цій категорії.

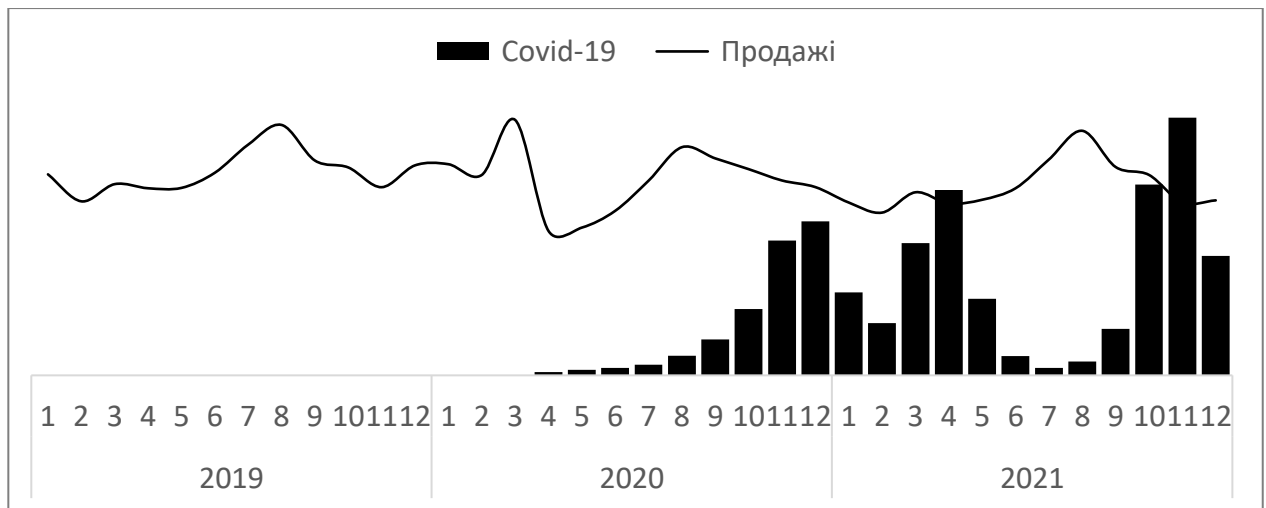


Рис. 2.11. Динаміка обсягів продажів ринку анальгетиків, уп.

Джерело: розроблено автором

Чи не найсильніше трансформувався у період 2020-2021 ринок **кінематографу і кінотеатрів**. Закриття кінотеатрів по всьому світу призвело до різкого падіння світових касових зборів. Це також сприяло зростанню популярності стрімінгових сервісів (Нетфлікс, Мегого, Київстар ТБ, Амазон Прайм тощо) і призвело до відкладення або скасування великих кінопрем'єр (рис. 2.12)

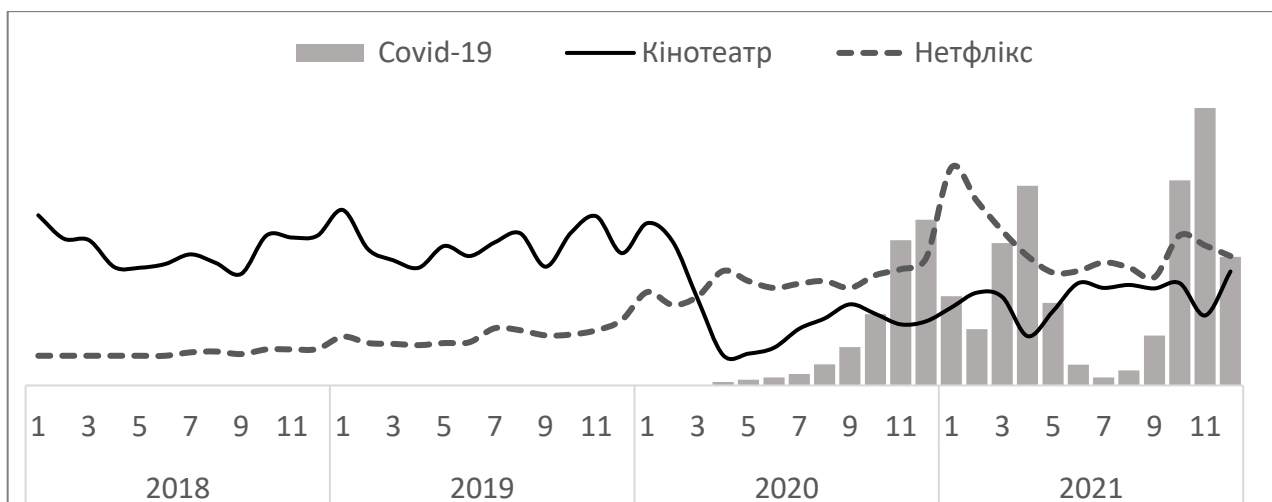


Рис. 2.12. Динаміка пошукових запитів теми кіно/фільми, індекс

Джерело: розроблено автором

Розглянемо, ті ринки товарів, які *не змінили свою динаміку* в період пандемії

Ринок засобів від алергії відреагував доволі спокійно на кризу (рис. 2.13).

Відсутність різких змін у продажах з березня по червень вказує на те, що попит на цю категорію товарів лишився незмінним, а сезонний пік продажів, який зазвичай відбувається в літні місяці, підтверджує регулярність циклічної динаміки цього сегменту ринку.

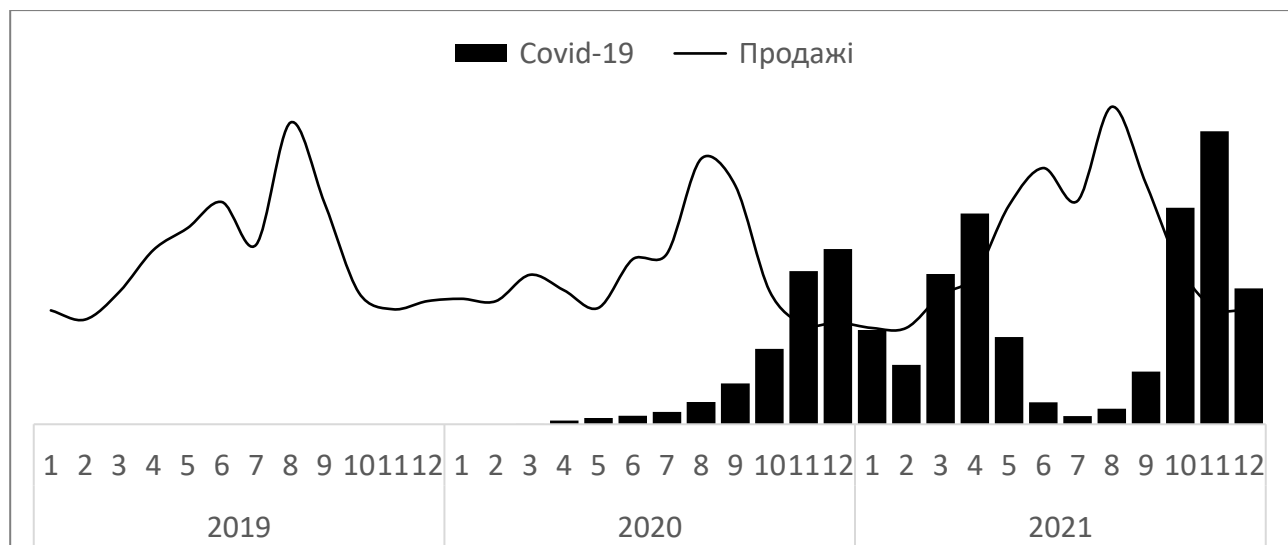


Рис. 2.13. Динаміка обсягів продажів ринку протиалергічних препаратів,

уп.

Джерело: розроблено автором

Продукція в цій категорії зберегла рівномірний рівень попиту у 2020-2021 році та, як зазвичай, повернулася до свого сезонного піку в літні місяці, продовжуючи рух у своєму звичному циклі. Це свідчить про стабільну потребу в антиалергічних препаратах, яка не залежить від зовнішніх кризових факторів, та про те, що споживачі продовжують регулярно купувати ці продукти для управління симптомами алергії, незважаючи на зміни в соціально-економічному середовищі.

Ринок препаратів для пам'яті (3 кластер) є останнім у розглянутому списку лікарських препаратів.

Ринок доволі швидко стабілізувався і повернувся у своє звичне русло вже на початку осені 2020 року (рис. 2.14). Це передусім пов'язано з тим, що сам тип препарату є специфічним і скоріше за все займає доволі пріоритетне місце у списку лікувань багатьох людей, тому кризовий період не мав явного довгострокового впливу на попит даного препарату.

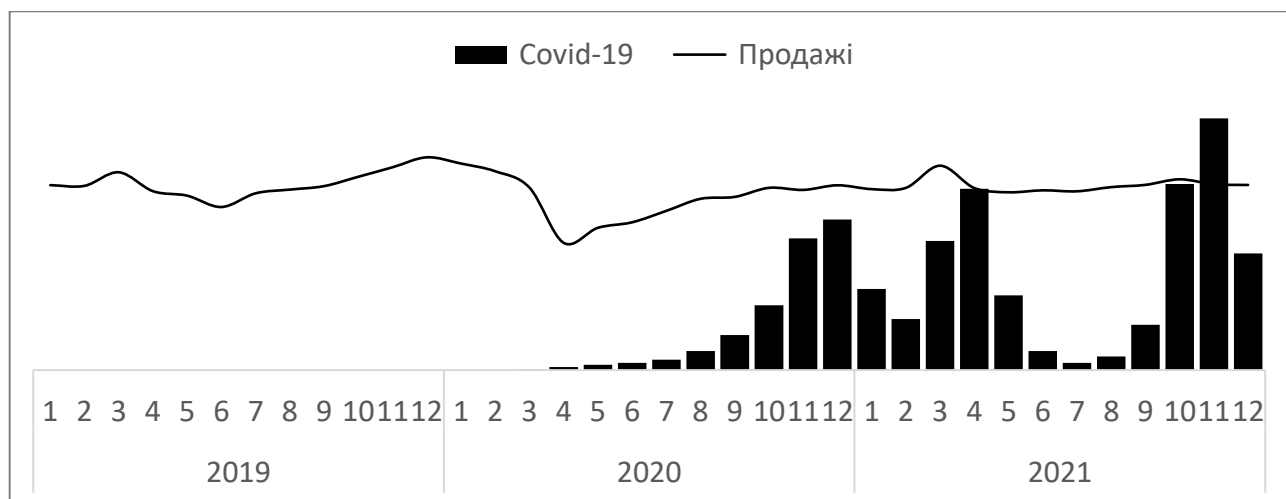


Рис. 2.14. Динаміка обсягів продажів ринку засобів для пам'яті, уп.

Джерело: розроблено автором

Ринок нелікарських препаратів в роботі представлений різними засобами для гігієни (маски, кондиціонери, шампуні для волосся).

Засоби для гігієни продемонстрували доволі спокійну реакцію на виклики ринку (рис. 2.15). Після очікуваного падіння у березні-квітні, на попередні рівні продажів категорія повернулася вже влітку 2020 року.

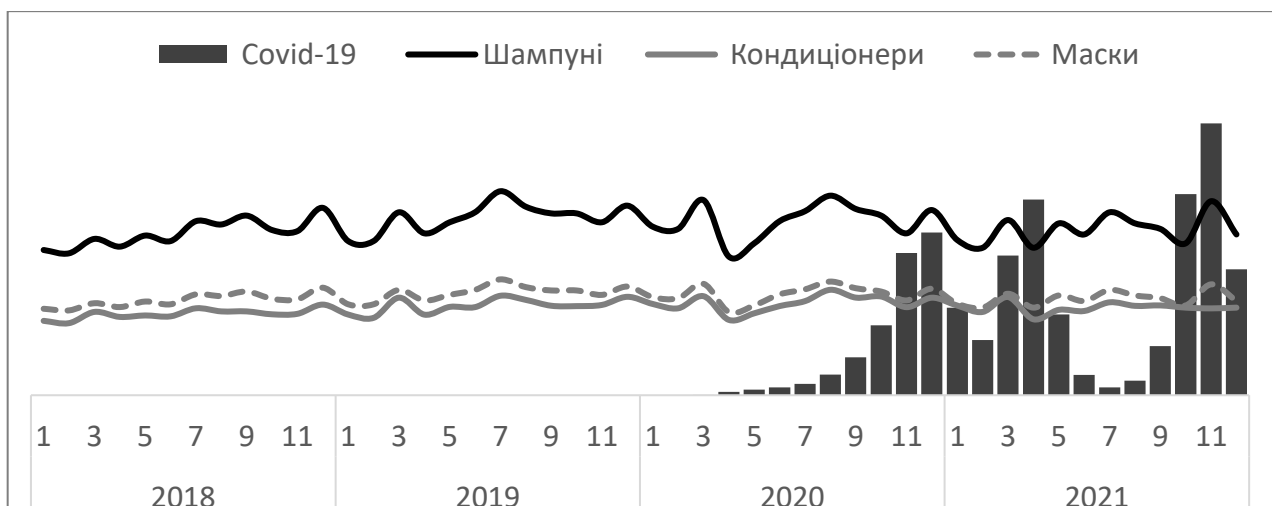


Рис. 2.15. Динаміка обсягів продажів ринку засобів для гігієни, уп.

Джерело: розроблено автором

Продажі снєків (чипси, сухарики, соняшникове насіння) взагалі не відчували на собі ніяких коливань через кризову ситуацію у 2020 році (рис. 2.16). Якихось явних структурних змін на цьому ринку помічено не було.

Після періоду загострення пандемії ринок снєків продовжив свій стабільний розвиток і надалі.

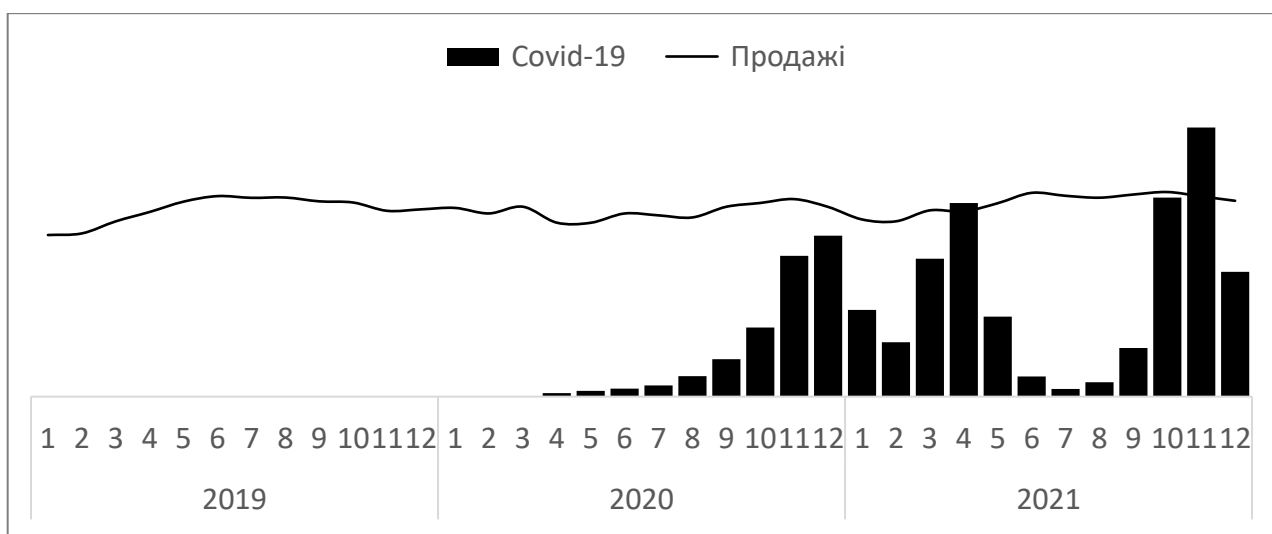


Рис. 2.16. Динаміка обсягів продажів ринку снєків, уп.

Джерело: розроблено автором

Ринок солодких газованих вод продемонстрував (рис. 2.17) своєрідну реакцію на пандемію, відрізняючись від поведінки ринку снєків. Аналіз даних за період 2018-

2021 років показав, що незважаючи на відсутність істотного падіння продажів у весняні місяці 2020 року, час, коли пандемія тільки розпочиналася, було зафіксовано значне зниження обсягів продажу протягом літнього сезону того ж року, порівняно з аналогічним періодом 2019 року. Це падіння було тимчасовим, і вже наступного року ринок знову відчув тенденцію до зростання.

Зафіксоване зниження продажів у літні місяці 2020 року можна пов'язати з низкою факторів, зокрема з локдаунами та обмеженнями, які були запроваджені для стримування поширення вірусу. Ці заходи призвели до того, що люди проводили більше часу вдома, що, в свою чергу, зменшило їхні повсякденні покупки, включно з солодкими газованими напоями, які часто купуються як освіжаючі напої під час прогулянок чи відвідувань громадських місць.

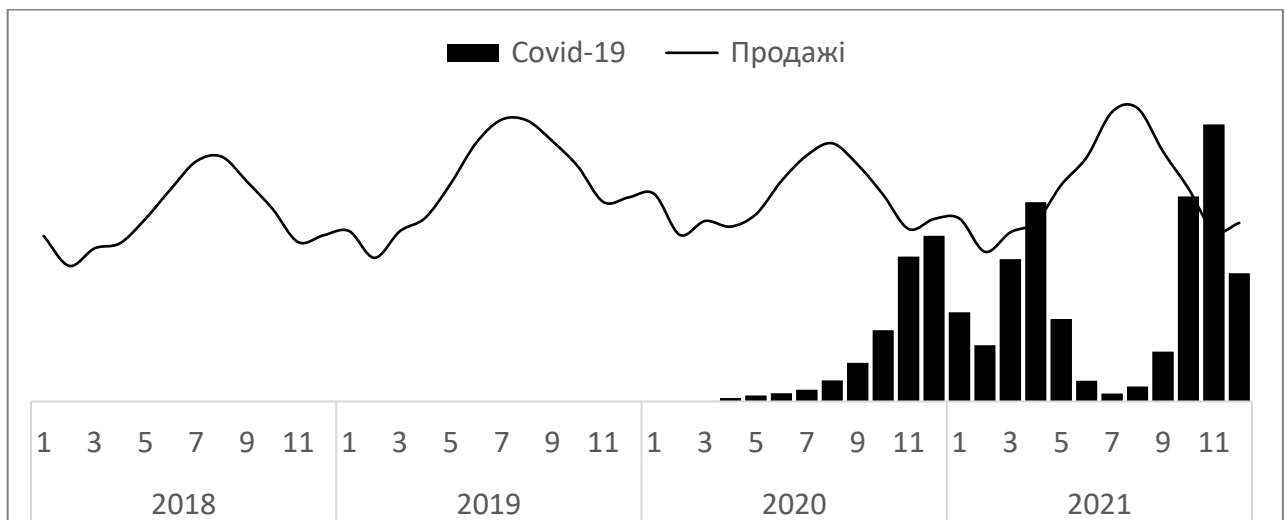


Рис. 2.17. Динаміка обсягів продажів ринку солодкої води, уп.

Джерело: розроблено автором

Окрім того, істотний внесок у продажі солодких газованих вод традиційно робили заклади громадського харчування, такі як бари, ресторани та кафе, які під час локдаунів зазнали великих втрат через обмеження відвідуваності або повне їх закриття. Внаслідок цього, ринок солодких газованих вод відчув значний тиск, особливо в період літнього сезону 2020 року, який зазвичай є піковим сезоном для цієї категорії товарів.

2.3. Кластерний аналіз динаміки часових рядів продажів товарів в умовах пандемії

Кластеризація, також відома як кластерний аналіз, є статистичною методологією, яка дозволяє групувати різноманітний набір об'єктів у кластери або підмножини. Основна ідея полягає в тому, що об'єкти кожного кластеру мають високий ступінь подібності за певними характеристиками та різняться від об'єктів інших кластерів. Кластеризація використовується в багатьох галузях, включаючи маркетинг, біологію, бібліотекознавство, інформаційні науки та інші, де потрібно зрозуміти структуру набору даних або організувати об'єкти за групами на основі їх схожості.

Задача кластеризації є однією із задач статистичної обробки, яку можна віднести до широкого класу задач навчання без вчителя. Водночас цю задачу можна описати як задачу класифікації, адже в обох випадках виконується поділ об'єктів на основі їх подібності між собою.

Особливістю задачі кластеризації є те, що приналежність навчальних об'єктів до будь-яких класів не задається заздалегідь. До розв'язання цієї задачі застосовують різні підходи, які різняться правилами формування кластерів. Кластери утворюються за різними критеріями: ґрунтуючись на відстані між ними, на щільності ділянок у просторі даних, інтервалах або на конкретних статистичних розподілах. Вибір критерію залежить від конкретного набору даних та мети використання результатів. Кластерний аналіз є ітераційним процесом, в якому доводиться змінювати метод опрацювання даних та параметри моделі, до отримання результату із заданими властивостями. Навіть отриманий в такий спосіб розв'язок не є однозначним внаслідок кількох причин. Насамперед тому, що не існує найкращого критерію якості кластеризації.

По-друге, кількість кластерів, зазвичай, невідома і встановлюється згідно певних суб'єктивних критеріїв. Крім того, результат кластеризації істотно залежить

від способу визначення близькості об'єктів - вибору метрики, який також є суб'єктивним. Для обчислення відстаней застосовують низку різних методів і підходів: евклідова відстань, манхетенська відстань, коефіцієнт кореляції Пірсона тощо. Але при аналізі часових рядів найбільш точною є DTW-відстань, оскільки метод дозволяє порівнювати часові ряди різної довжини та вирівнює їх у часі, щоб знайти оптимальну відповідність. DTW забезпечує більш точне визначення відстані між часовими рядами, враховуючи їхні часові зрушення. Тому цей спосіб застосовано у подальшому аналізі.

Одним із важливих результатів кластеризації часових рядів є виокремлення так званих «прототипів», тобто рядів, які представляють характерні особливості кожної групи. Візуалізація прототипів допомагає відображати типову структуру часових рядів, що потрапили до даного кластеру. Крім того, прототипи можна застосовувати для подальшої класифікації, тобто віднесення нових часових рядів до певної групи. Правило визначення прототипу, як і задача кластеризації, пов'язане з вибором способу обчислення відстані між об'єктами та алгоритмом кластеризації. Хоча існує декілька таких способів, але частіше для визначення прототипу використовується або звичайне усереднення часових рядів за часовою ознакою або ж обирається ряд, який максимально близький до решти часових рядів даного кластеру.

Кластеризація може бути застосована для виявлення причинно-наслідкових зв'язків між явищами різної природи, а саме, для виявлення груп подібних об'єктів (рядів), які пов'язані з певною причиною.

В роботі в якості об'єктів розглядаються місячні дані щодо обсягів продажів виокремлених товарних груп. Характеристиками розглянутих умовних на яких виконується кластеризація даних датасету. Для побудови кластерів застосовано два поширених алгоритми – ієрархічний метод та метод k-середніх. Згідно першого методу всі об'єкти розглядаються як окремі кластери, які потім поступово об'єднуються у більші підмножини, які утворюють ієрархічну структуру.

Розглядаючи місячні дані за кожним із зазначених рядів як певні характеристики цих умовних об'єктів, виконується кластеризація даних датасету. У цій роботі для аналізу та обробки даних застосовано два основних методи кластеризації: ієрархічний метод кластеризації, а також метод к-середніх.

У зазначених методах для обчислення відстаней зазвичай застосовують низку різних критеріїв: евклідова відстань, манхетенська відстань, коефіцієнт кореляції Пірсона тощо. Але при аналізі часових рядів найбільш точною є DTW-відстань, оскільки метод дозволяє порівнювати часові ряди різної довжини та вирівнює їх у часі, щоб знайти оптимальну відповідність. DTW забезпечує більш точне визначення відстані між часовими рядами, враховуючи їхні часові перетворення.

Ієрархічний метод та метод к-середніх дозволяють виявити приховані патерни в структурі даних, групує об'єкти на основі їхньої схожості. Згідно першого методу всі об'єкти розглядаються як окремі кластери, які потім поступово об'єднуються у більші підмножини, які утворюють ієрархічну структуру [61, 132, 114]. Для порівняння структурних змін у товарних ринках в допандемічний і пандемічний періоди в ролі об'єктів кластеризації розглядалися місячні дані зазначених часових рядів протягом двох років – тобто об'єкти, які порівнювалися за 24-ма характеристиками. Програмна реалізація методу ієрархічної кластеризації виконана в середовищі мови програмування R.

Утворені умовні кластери для допандемічного періоду 2018-2019 років (рис. 2.18).

- Кластер 1: зігріваючий бальзам, чай, засоби для пам'яті, телевізори, автомобілі, засоби для регулювання жіночого циклу, краплі для очей;
- Кластер 2: смартфони, засоби для відновлення волосся, вітаміни, засоби від кашлю;
- Кластер 3: засоби гігієни, послуги доставки, снеки, ресторани;
- Кластер 4: холодильники, велосипеди, електросамокати, засоби від алергії, анальгетики, солодка вода.

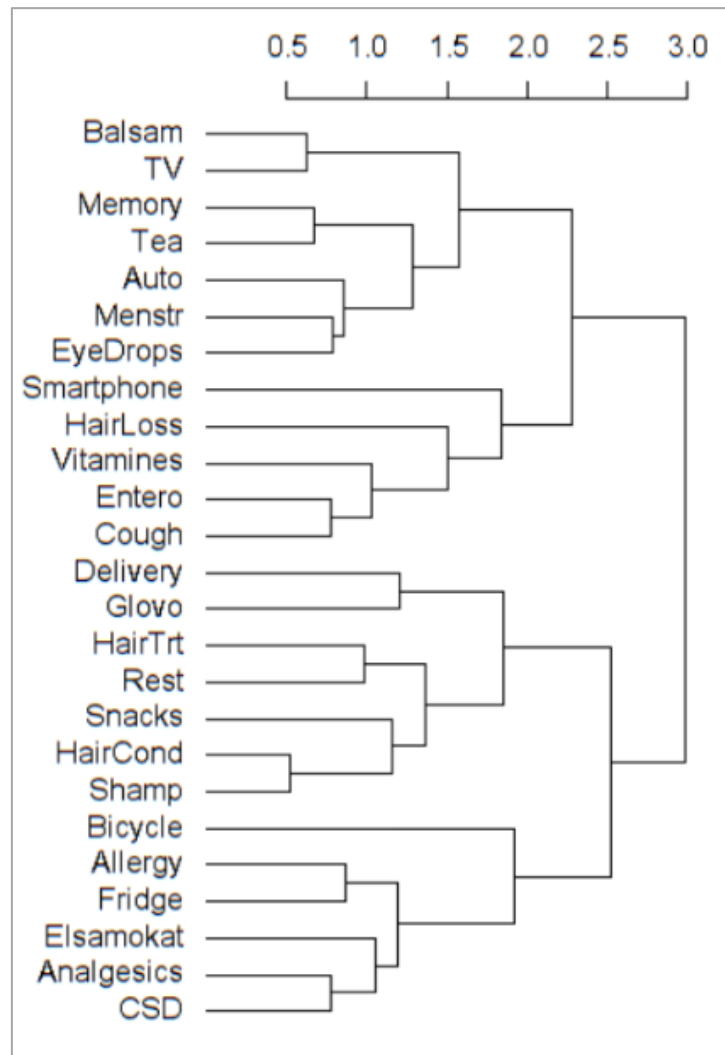


Рис. 2.18. Ієрархічна кластеризація часових рядів у 2018-2019 рр.

Джерело: розроблено авторами

Часові ряди, що відображають продажі товарів, які мають сезонний характер і попит на які зростає переважно в холодний період (зігріваючий бальзам, чай, засоби для відновлення волосся, вітаміни, засоби від кашлю), потрапляють у перші два кластери і демонструють поведінку, близьку до продажів всесезонних товарів (автомобілі, засоби для регулювання жіночого циклу, краплі для очей та смартфони).

Часові ряди, які потрапили до третьої групи, характеризуються відсутністю яскраво виражених сезонних коливань. Це свідчить про те, що фактори, які впливають на попит на продукти або послуги, представлені цими даними, не

залежать від пори року і зумовлені специфічними потребами споживачів, які не змінюються протягом року.

У контрасті до цього, часові ряди четвертого кластеру демонструють виражений сезонний «літній» характер. Це означає, що попит на продукти чи послуги, які вони представляють, значно зростає в літній період. Така сезонність зумовлена рядом факторів, зокрема погодними умовами, змінюванням споживацьких звичок в теплі місяці або сезонністю відпусток та дозвілля.

Аналогічний алгоритм застосовано для наборів даних, які містили дані 2020-2021 років (період пандемії). При цьому утворилися такі кластери:

- кластер 1: зігріваючий бальзам, вітаміни, засоби від кашлю, телевізори, засоби для відновлення волосся, COVID-19;
- кластер 2: смартфони, анальгетики, снеки, пробіотики;
- кластер 3: засоби гігієни, автомобілі, ресторани, вітаміни, засоби для пам'яті, краплі для очей;
- кластер 4: холодильники, велосипеди, електросамокати, засоби від алергії, анальгетики, солодка вода, послуги доставки.

Розподіл часових рядів за кластерами у пандемічний період 2020-2021 років набуває іншого характеру. Насамперед проявляється найбільша «прив'язаність» товарів «зимової» групи до рівня захворюваності: часові ряди обсягів продажів зігріваючого бальзаму, вітамінів, засобів від кашлю, телевізорів, засобів для відновлення волосся, а також ряд рівня захворюваності на COVID-19 утворюють одну групу товарів.

Найбільшу відмінність від часових рядів першого кластеру демонструють об'єкти четвертого кластеру, які відображають продажі товарів, попит на які має найбільш виражений «літній» характер - холодильники, велосипеди, електросамокати, засоби від алергії, анальгетики, солодка вода, послуги доставки. Приєднання до цієї групи часових рядів, що відображають попит на послуги доставки, засвідчує їхню суттєву реакцію на пандемічні обмеження, адже в

попередній допандемічний період їхня поведінка була ближчою до несезонних рядів - таких як, засоби гігієни, ресторани та споживання сніків.

Часові ряди, що утворили умовні другий та третій кластери, демонструють певну «нейтральність» щодо рівня захворюваності на коронавірус. Під впливом пандемічних обмежень динаміка їх якщо і змінюється, то це стосується насамперед змінювання трендів і не пов'язано зі спалахами захворювання.

Більш детальний аналіз змінювання характеру поведінки часових рядів можна зробити, якщо кожен часовий ряд обсягів продажів розглядати як об'єкт з 12-ма характеристиками – місячними спостереженнями протягом 4-х років (кількість об'єктів порівняно з попереднім варіантом зростає вдвічі). В цьому разі застосовується метод k-середніх. Згідно методу «ліктя» рекомендована кількість кластерів становить від 4-х до 6-ти. Для порівняння з попереднім результатом, розглядається розподіл об'єктів на чотири кластери.

Згідно побудованої карти (рис. 2.19) отримано такі висновки:

Серед часових рядів спостерігаються такі, які протягом всіх чотирьох років, залишаються в одному кластері, як-то ряди продажів засобів від алергії, велосипедів, холодильників, солодкої води – товарів «літньої» групи. Зростання попиту на ці товари збігається зі зниженням рівня захворюваності і послабленням карантинних обмежень.

Досить стабільну поведінку в сенсі належності до певного кластеру демонструють часові ряди «зимової» групи, які в попередній кластеризації методом ієрархії показали найбільшу близькість до динаміки часового ряду рівнів захворюваності, а саме, ряди продажів вітамінів, засобів для відновлення волосся, засобів від кашлю.

Деякі ряди суттєво змінювали приналежність до певного кластеру в допандемічний і пандемічний період, а саме, ряди продажів зігріваючого бальзаму, електросамокатів, засобів доставки.

Джерело: розроблено автором

При моделюванні динаміки часових рядів, що виявили певну спорідненість з рядом кількості захворювань, напевне є сенс враховувати його вплив, так само як при моделюванні часових рядів – антиподів до зазначених, в яких періоди спадів збігаються з періодами зростання рівня захворюваності. При моделюванні інших часових рядів, які не виявили певних закономірностей своєї поведінки стосовно особливих обставин, враховувати вплив останніх може бути недоцільним.

2.4. Моделювання рівня захворюваності на коронавірус (COVID-19)

З початку пандемії у березні 2020 року до кінця 2022 року в Україні зафіксовано 5 361 770 випадків інфікування COVID-19. Протягом цих трьох років у країні відбулося п'ять хвиль епідемії, з найвищими показниками захворюваності в лютому, а також у жовтні та листопаді кожного року. Втім, літо 2022 року принесло значне зниження випадків захворювання, і до кінця року кількість зафіксованих випадків COVID-19 знизилася на 35% порівняно з попереднім роком.

Також 2022 рік характеризувався зниженням рівня летальності від вірусу. Вагомий вплив на це мали карантинні заходи та масова вакцинація населення, які допомогли зменшити поширення і вплив вірусу в країні. Введення цих заходів у комплексі виявилось ефективним у боротьбі з пандемією COVID-19 [78]

Аналіз пандемічної ситуації показує, що піки захворюваності на COVID-19 тісно пов'язані з певними сезонними змінами в погодних умовах. Зокрема, перший значний пік розповсюдження вірусу спостерігається протягом періоду з вересня по грудень, коли відзначається підвищення вологості повітря та зниження температури. Ці фактори створюють оптимальні умови для поширення вірусу. Далі, у січні-лютому, коли температура знижується до дуже низьких показників і вологість повітря зменшується, фіксується спад захворюваності.

Вважається, що такі погодні умови менш сприятливі для розповсюдження вірусу. Однак, з настанням березня-квітня, коли погодні умови знову стають схожими на ті, що були під час першого піку (висока вологість, досить низькі температури), спостерігається другий пік захворюваності. Ця тенденція була помітна протягом всього періоду пандемії, включаючи 2020/2021, 2021/2022 і 2022/2023 роки. Отже, метеорологічні умови мають важливе значення для динаміки захворюваності на COVID-19.

У хвороби сформувалась дуже чітка сезонність і ламана трендова закономірність, яку можна простежити на графіку нижче (рис. 2.20).

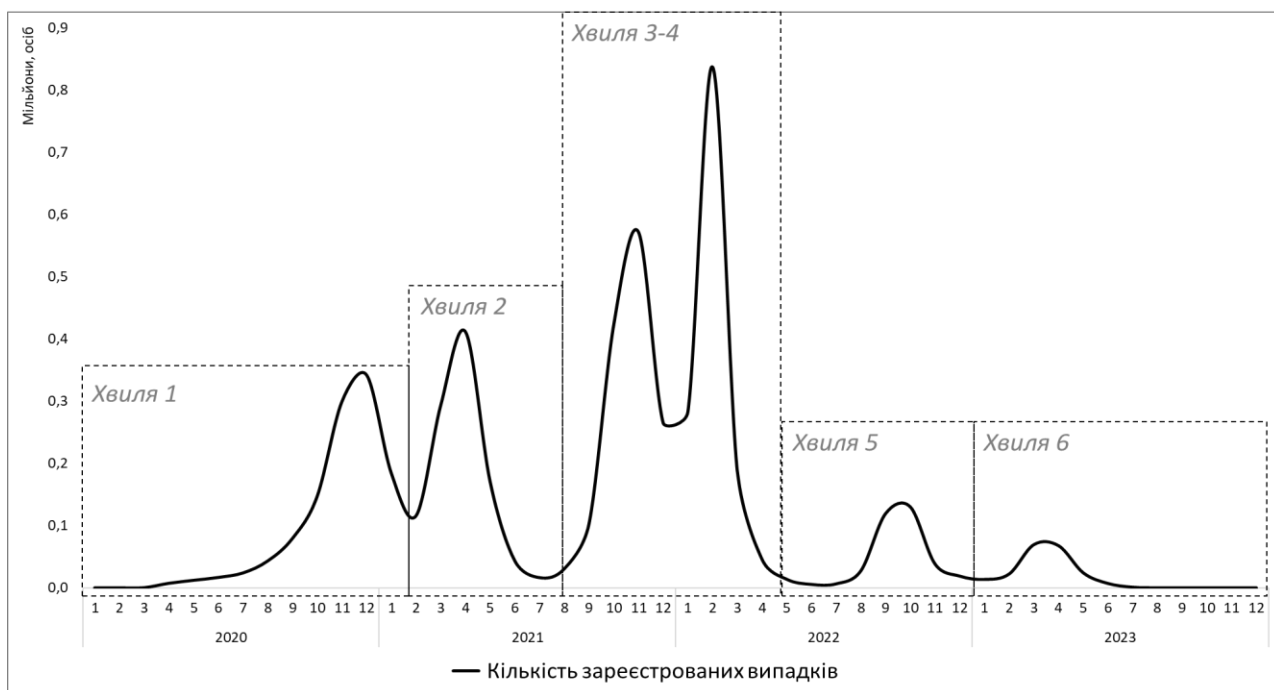


Рис. 2.20. Місячна динаміка кількості нових виявлених випадків захворювання на інфекцію SARS-CoV-2, Україна, 2020-2023, випадків

Джерело: складено автором на основі: [46]

Слід підкреслити, що хвилеподібний шаблон поширення коронавірусної інфекції відповідає загальній природі розвитку гострих інфекційних хвороб. Цей феномен не є унікальним для COVID-19; він характерний для більшості вірусних інфекцій, які мають тенденцію поширюватися хвилями з періодами зростання та спаду активності. Аналіз даних захворюваності на SARS-CoV-2 у різних країнах світу, особливо в європейських, свідчить про подібні тенденції.

Піки та спади захворюваності відбуваються в багатьох регіонах, підкреслюючи глобальний та універсальний характер цієї інфекції. Ця динаміка є важливою для розуміння та прогнозування майбутнього розвитку ситуації з пандемією, а також для розробки ефективних стратегій громадського здоров'я та відповідних заходів реагування [111 с. 69-71].

При вивченні впливу пандемії на обсяги продажів певних товарів, ключовим компонентом є рівень захворюваності на COVID-19 в Україні. Як зазначалося у попередньому розділі, розвиток пандемії має прямий вплив на ринкові умови,

особливо з огляду на зміни в споживацькому попиті та логістиці ланцюжків поставок. Детальний аналіз цих даних допоможе прогнозувати майбутні ринкові тенденції на короткий та середній терміни. В даному разі використано фактичні дані про випадки COVID-19 у 2020 році та побудовано прогноз розвитку пандемії на 2021 рік.

Людство неодноразово стикалося з масовими захворюваннями. Збільшення чисельності населення, концентрація його у великих містах, розширення контактів між окремими людьми, недостатній розвиток медицини створюють надзвичайно сприятливі умови для швидкого поширення інфекційних захворювань. Одним із останніх прикладів такого захворювання є пандемія «іспанки» у XX столітті, яка коштувала людству кількох мільйонів життів.

Спалахи «пташиного» і «свинячого» грипу не набули такого поширення, але надали певний досвід боротьби із подібними хворобами шляхом запровадження певних карантинних обмежень. Хоча «іспанка» та COVID-19 відрізняються за своєю природою, проте закони розповсюдження мають бути подібними [1, 8, 14, 36, 37, 40]. І в цьому легко переконатися, якщо порівняти між собою динаміку розповсюдження коронавірусу в Україні і, наприклад, кількість смертей від «іспанки» (рис. 2.21).

Дані щодо розповсюдження обох хвороб досить очевидно корелюють між собою, і конфігурація графіків є схожою, що яскраво відображає однакову природу інфекційних захворювань і того, як населення потерпає від пандемії.

Для того, щоб аналізувати характеристики товарних ринків в умовах пандемії, потрібно насамперед змодельовати такий показник, як кількість захворювань на COVID-19, адже саме від нього залежить посилення чи послаблення карантинних заходів і реакція споживачів на цю інформацію.

Як свідчили численні дослідження медиків, а також безпосередні спостереження, факторами змінювання чисельності захворювань є природні чинники – температура і вологість повітря, а загальна закономірність поширення COVID-19 подібна до поширення «іспанки». Тому цілком логічним виглядає дослідження

змінювання чисельності захворювань від температури та вологості повітря, а також від динаміки захворювань на «іспанку».

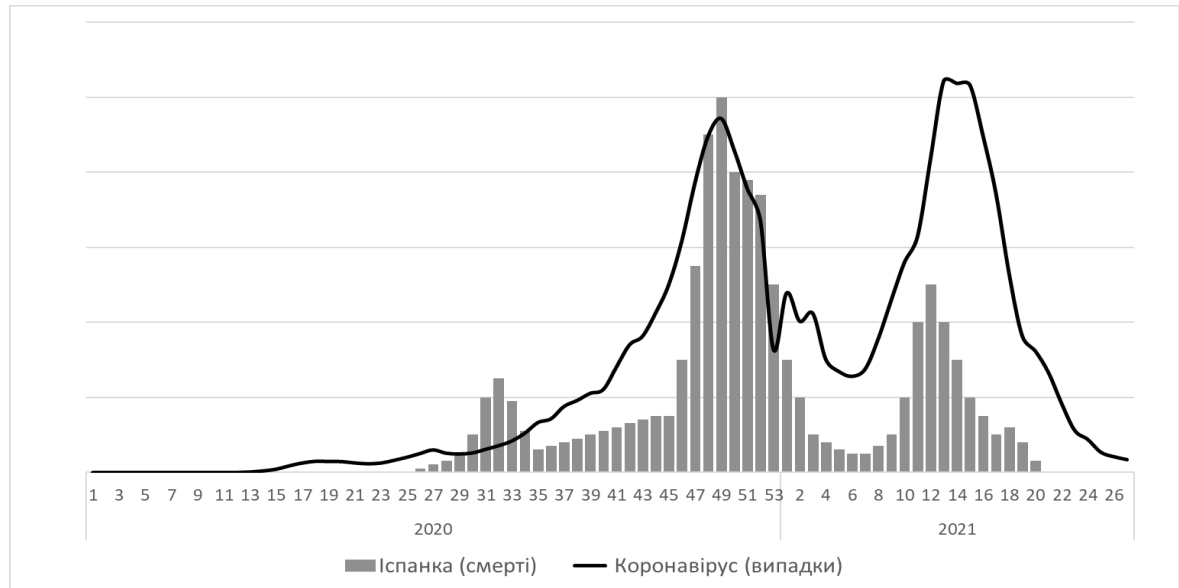


Рис. 2.21. Порівняння розповсюдження коронавірусу й «іспанки» у перші роки початку пандемії

Джерело: розроблено автором на основі [46, 14, 40]

Розглядається кількість випадків захворювань у 2020 році як основна залежна змінна, а впливовими предикторами є температура, вологість повітря, а також дані про випадки «іспанського грипу» у 20 столітті [19]. Всі ці дані аналізуються на тижневій основі (рис. 2.22). Побудована модель застосовується для прогнозування кількості випадків коронавірусу в Україні на 2021 рік.

Дослідження кореляційної залежності між залежною змінною (кількість випадків COVID-19) та обраними предикторами показує, що згідно коефіцієнтів кореляції (табл. 2.1), існує досить значний вплив цих факторів на динаміку захворюваності. Конкретно, кореляційний аналіз показує, що температура має обернений зв'язок з кількістю випадків захворювання, з показником кореляції $-0,4$. Це означає, що зі збільшенням температури, кількість випадків COVID-19 знижується. З іншого боку, вологість повітря має позитивний кореляційний зв'язок з

кількістю випадків, з показником кореляції 0,4. Це свідчить про те, що зі збільшенням вологості кількість випадків захворювання зростає. Найсильніший вплив спостерігається з фактором «іспанки» (кількість смертей від пандемії іспанки), де показник кореляції становить 0,67. Це вказує на значно вищий ступінь зв'язку між історичними даними про випадки «іспанки» та сучасними випадками COVID-19.

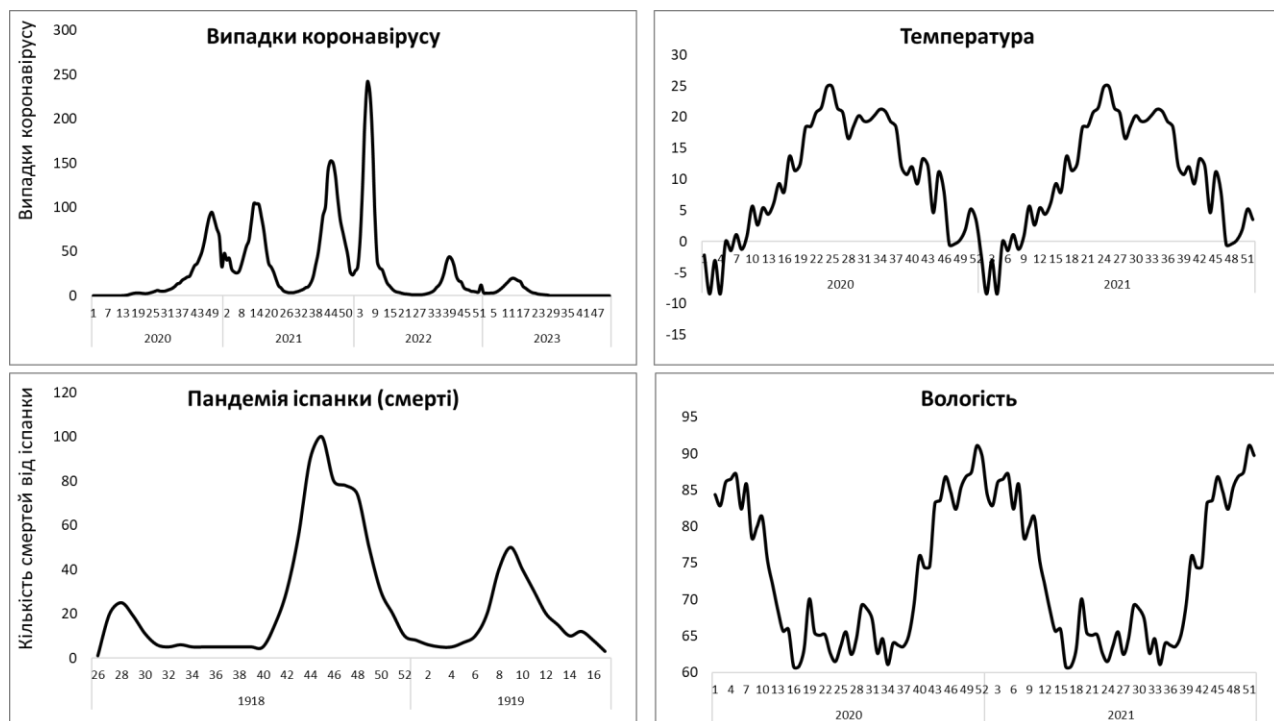


Рис. 2.22. Часові ряди, які використано для аналізу, моделювання і прогнозування випадків коронавірусу в 2021 році в Україні

Джерело: розроблено автором на основі [46, 14, 40, 21]

Таблиця 2.1

Коефіцієнти кореляції предикторів зі змінною кількості випадків коронавірусу

Предиктор	Залежність
Температура	-0,4
Вологість	0,4
«Іспанка»	0,67

Джерело: складено за даними [46, 14, 40, 21]

Для побудови прогнозу кількості захворювань на 2021 рік використовується регресійна нейронна мережа. Ця мережа налаштована в такий спосіб, щоб враховувати вплив обраних незалежних змінних – «температура», «вологість» та «іспанка» – на прогнозування кількості випадків COVID-19. Результати прогнозування відображено на рис. 2.23.

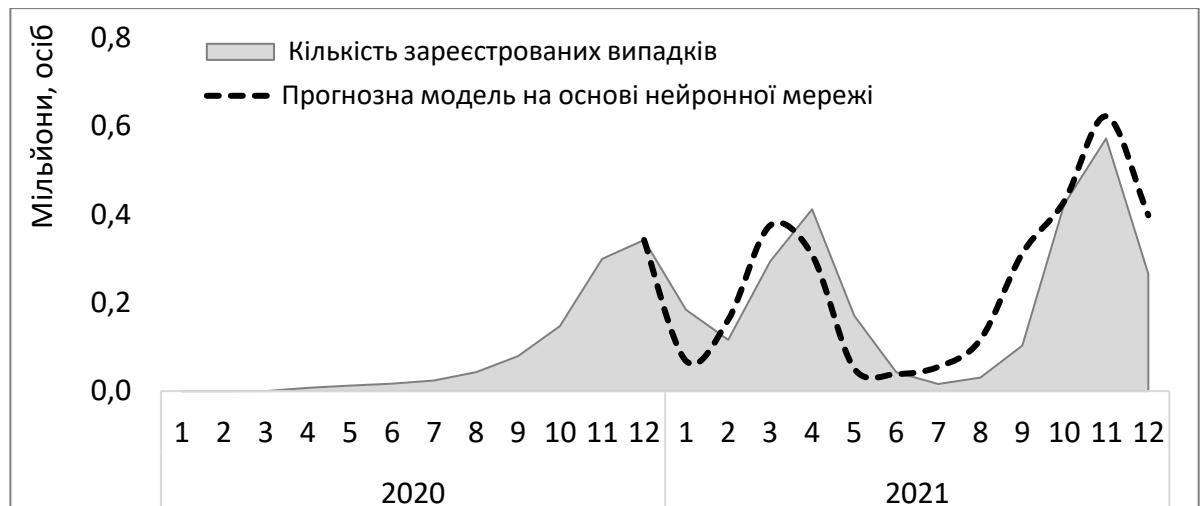


Рис. 2.23. Прогнозування кількості випадків COVID-19 в Україні в 2021р.

Джерело: розроблено автором

Прогноз, зроблений за допомогою регресійної нейронної мережі, доволі успішно відтворює динаміку реального розповсюдження хвороби у наступному році. Така відповідність між спостереженими та модельними даними підкреслює високу ефективність обраного методу і дає підстави для включення цих результатів як ключового фактору впливу в загальну модель. Після отримання спостережених даних про динаміку захворюваності на COVID-19, можна краще аналізувати і прогнозувати вплив пандемії на різні економічні та соціальні аспекти. Використання цих даних у моделі допоможе у виявленні потенційних тенденцій та розробці стратегій, спрямованих на мінімізацію негативних наслідків пандемії для ринку та суспільства загалом.

Висновки до розділу 2

Другий розділ присвячений комплексному попередньому аналізу обсягів продажів товарів різних товарних груп, що дозволяє здійснити глибоку оцінку їх трансформацій та змін у період пандемії COVID-19. Здійснення цього аналізу створює надійну основу для подальшого процесу моделювання та прогнозування динаміки товарних ринків.

Узагальнення положень різних підходів до аналізу товарних ринків дає змогу детально розглянути поняття кон'юнктури ринку, яке відображає специфічний економічний стан ринку на певний момент часу. Цей стан є умовним «лакмусовим папірцем» товарних ринків. Важливо розуміти, що для подальшого аналізу, моделювання чи прогнозування ринків потрібно виявляти фактори, які впливають на їхній розвиток.

- На основі методологічних положень щодо моделювання і прогнозування основних показників формування ринків, розроблено концепцію системи моделей для того, щоб мати змогу досліджувати зміни, які відбулись на товарних ринках, а також здійснювати подальший прогноз їхньої динаміки. Впровадження системи передбачає такі етапи: дослідження на основі статистичних даних (створення бази даних, кластерний аналіз, візуальний аналіз, аналіз структури часових рядів), однофакторне, багатофакторне моделювання, перевірка точності прогнозів та відбір найкращих моделей.

Для впровадження системи моделей прогнозування показників товарних ринків проведено попереднє дослідження статистичних даних:

- кластерний аналіз часових рядів, який дає змогу виявити часові ряди з подібної структурою і зв'язок груп рядів з деяким впливовим чинником, яким у даній роботі є рівень захворюваності на COVID-19, а також визначити ряди з

характерними ознаками для відповідного кластеру – прототип, який можна використовувати в подальшій класифікації при появі нових рядів;

- візуальний (графічний) аналіз даних дає змогу виявляти, яким чином конкретні ринки відреагували на пандемічні виклики.

На підставі реалізованого попереднього кластерного та графічного аналізу визначено, яким чином конкретні ринки відреагували на пандемічні виклики. Частина ринків не змінила свою структуру (ринок чаю, снєків, напоїв, ринок пробіотиків та засобів від алергії, ринок засобів для гігієни тощо), частина ринків суттєво приросла під впливом викликів кризи (ринок вітамінів, ринок препаратів від випадіння волосся, ринок доставки, ринок автономних засобів пересування, ринок засобів при порушенні менструального циклу тощо). А частина товарних ринків не змогла повністю відновитись після кризи 2020 року і зменшились у обсягах (ринок крапель для очей, кінотеатри, ринок препаратів від кашлю, ринок анальгетиків тощо).

Застосування регресійної нейронної мережі дає змогу доволі успішно відтворювати динаміку реального розповсюдження хвороби у 2021 році. Така відповідність між спостереженими та модельними даними підкреслює високу ефективність обраного методу і дає підстави для включення цих результатів як ключового фактору впливу в моделі динаміки ринків. Після отримання спостережених даних про динаміку захворюваності на COVID-19, можна краще аналізувати і прогнозувати вплив пандемії на різні економічні та соціальні аспекти в майбутньому.

Основні результати розділу опубліковані в наукових працях автора [92, 94, 95].

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ФУНКЦІОНУВАННЯ ТОВАРНИХ РИНКІВ В УМОВАХ ПАНДЕМІЇ

3.1. Аналіз структури часових рядів динаміки продажів товарів

Моделювання та прогнозування часових рядів посідають ключове місце в аналітичній роботі. Цей процес є невід'ємною частиною стратегічного планування та прийняття обґрунтованих рішень у багатьох сферах, від метеорології до фінансів. Використання історичних даних для створення моделей дозволяє прогнозувати майбутні тенденції, що є особливо цінним у динамічному та мінливому бізнес-середовищі, дозволяючи виявляти тренди, сезонність, цикли та інші структурні характеристики даних.

Часові ряди, що представляють собою впорядковані в часі послідовності спостережень, можуть відображати широкий спектр феноменів — від індикаторів якості повітря до акційних індексів.

Аналіз часових рядів - це складне завдання, яке вимагає особливих знань і навичок. У дослідженні розглядаються різні товарні ринки і категорії товарів.

Аналіз часових рядів починається з ідентифікації і розуміння складових, які утворюють структуру змінних, що досліджуються. Це включає також виявлення внутрішніх зв'язків, таких як автокореляція, або взаємодії з іншими змінними, які можуть бути зовнішніми впливами або сигналами.

У теорії часових рядів припускається, що рівні ряду (хронологічно впорядковані спостереження) можуть містити чотири умовні компоненти [88, с. 50-52]:

- Тренд (T)
- Сезонна компонента (S)
- Циклічна компонента (C)
- Випадкова змінна (I)

Тренд (T) відображає змінювання рівнів ряду у довгостроковому періоді. Ці змінювання спостерігаються в часовому ряді за умови, що інші компоненти (циклічна, сезонна, випадкова) виключені із розгляду. Найчастіше тренд представляється у вигляді прямої лінії (або експоненціальної, чи логарифмічної кривої) [138, с. 52-55].

Сезонна складова (S) часто спостерігається у кварталних, місячних або тижневих даних, коли йдеться про періодичні коливання показника в межах одного року.

Циклічна (C) компонента присутня не завжди. Вона відображає коливання показника за межами одного року. Циклічні коливання, як правило, проявляються протягом досить тривалого часу - приблизно від трьох до п'яти років.

Зазначені три компоненти у різних комбінаціях утворюють регулярну складову ряду, яка формується під впливом об'єктивних чинників, а всі випадкові впливи на рівні ряду утворюють нерегулярну, випадкову складову.

Випадкова (I) компонента відображає коливання рівнів ряду, які спостерігаються після виключення тренду, сезонної і циклічної компоненти і зумовлені впливом випадкових чинників.

Ряди, що мають лише тренд, називають трендовими, а такі, що містять і тренд і сезонну компоненту, називають тренд-сезонними. Ряди без тренду і періодичних коливань є або стаціонарними або випадковими.

Модель часового ряду можна представити в адитивній

$$y_t = T_t + C_t + S_t + I(t) \quad (3.1)$$

або мультиплікативній формі

$$y_t = T_t * C_t * S_t * I(t) \quad (3.2)$$

де T_t , C_t , S_t і $I(t)$ – компоненти моделі.

Якщо часовий ряд має приблизно однакові коливання протягом всього періоду спостережень, і при цьому значення часового ряду мають певну тенденцію до зростання чи спадання, то обирають адитивну модель. А коли і коливання, і часовий

ряд збільшуються або ж навпаки зменшуються з часом, то має місце мультиплікативна модель.

Процес виокремлення компонент часового ряду називається декомпозицією. Якщо після цього випадкова складова виявиться нормально розподіленою випадковою величиною з нульовим математичним сподіванням і сталою дисперсією, то модель часового ряду можна визнавати адекватною і застосовувати для аналізу відповідного процесу і його прогнозування.

При аналізі часових рядів ключовими інструментами є автокореляційна функція (АКФ) та апарат скінченних різниць. АКФ визначає міру лінійності зв'язку між елементами часового ряду і складається з коефіцієнтів кореляції між початковим рядом і цим же рядом, але зміщеним відносно початкового на 1, 2 чи більше моментів часу. Графік автокореляційної функції називається корелограмою. Перші різниці ряду є його абсолютними приростами, наступні – абсолютними приростами від приростів.

Нерегулярність або відсутність високих значень у коефіцієнтах АКФ вказує на те, що у даних немає вираженого тренду чи сезонності. З іншого боку, якщо коефіцієнти АКФ демонструють певну закономірність, а саме утворюють лінійну залежність, але при переході до перших різниць ця закономірність зникає, то це може означати наявність тренду. Якщо ж при переході до перших різниць серед коефіцієнтів АКФ залишається ще кілька високих значень, то це може свідчити про періодичну складову в рівнях ряду.

Додатковими методами дослідження часового ряду є

- Спектральний аналіз, який дає змогу виявляти періодичні компоненти часового ряду
- Кореляційний аналіз дає змогу виявляти залежності між елементами одного ряду даних (автокореляція), або між кількома рядами даних (кроскореляція).

Для побудови моделей часових рядів і передбачення їхніх майбутніх значень застосовують також:

- Моделі авторегресії і ковзного середнього, які орієнтовані на опис процесів, що мають однорідні коливання, порушені випадковими впливами. Такі моделі застосовують для передбачення майбутніх значень ряду.
- Сезонну модель Бокса-Дженкінса для опису і передбачення змінювання часового ряду, який містить явно виражений лінійний тренд і сезонну складову.
- Експоненціальне згладжування та інші адаптивні моделі (Хольта, Хольта-Вінтерса), які є найпростішими моделями прогнозування часового ряду.
- Багатовимірні моделі авторегресії і ковзного середнього, які застосовують у тому разі, коли досліджується кілька корельованих між собою часових рядів, які до того ж мають коливання, викликані однією причиною. Дозволяють передбачати майбутні значення ряду.

Додатковим інструментом для виявлення періодичної складової ряду є спектральний аналіз часових даних за допомогою рядів Фур'є [51, 79, 133, 12, 151].

Спершу розглянемо часовий ряд, який представляє дані обсягів продажів ліків від випадіння волосся (рис. 2.4). Аналізований часовий ряд відображає детальну місячну динаміку продажів ліків проти випадіння волосся протягом чотирьох років, включаючи період з 2018 по 2021 рік. З графіка випливає, що цей ряд даних може мати тренд на зростання, а також деякі циклічні коливання.

Для підтвердження цих припущень побудовано АКФ як для самого ряду, так і для його перших різниць (абсолютних приростів) (рис. 3.1). Для безпосереднього проведення аналізу АКФ та спектрального аналізу Фур'є і побудови декомпозиції часового ряду використано статистичне середовище для аналізу – RStudio з мовою програмування R.

Аналізуючи АКФ для початкового часового ряду, можна бачити періодичні коливання з періодичністю в 12 місяців. Про це свідчать виразні піки корелограми при лагах, кратних 12. Вони є типовими ознаками сезонності.

Корелограма, побудована для ряду приростів (перших різниць ряду) підтверджує таке припущення – її піки збігаються з піками першої корелограми.

Крім того, корелограма ряду перших різниць має додаткові піки, що можуть свідчити про додаткові сезонні зміни, які відбуваються двічі на рік (через кожні 6 місяців). Це потрібно брати до уваги при створенні прогностичних моделей для цих даних.

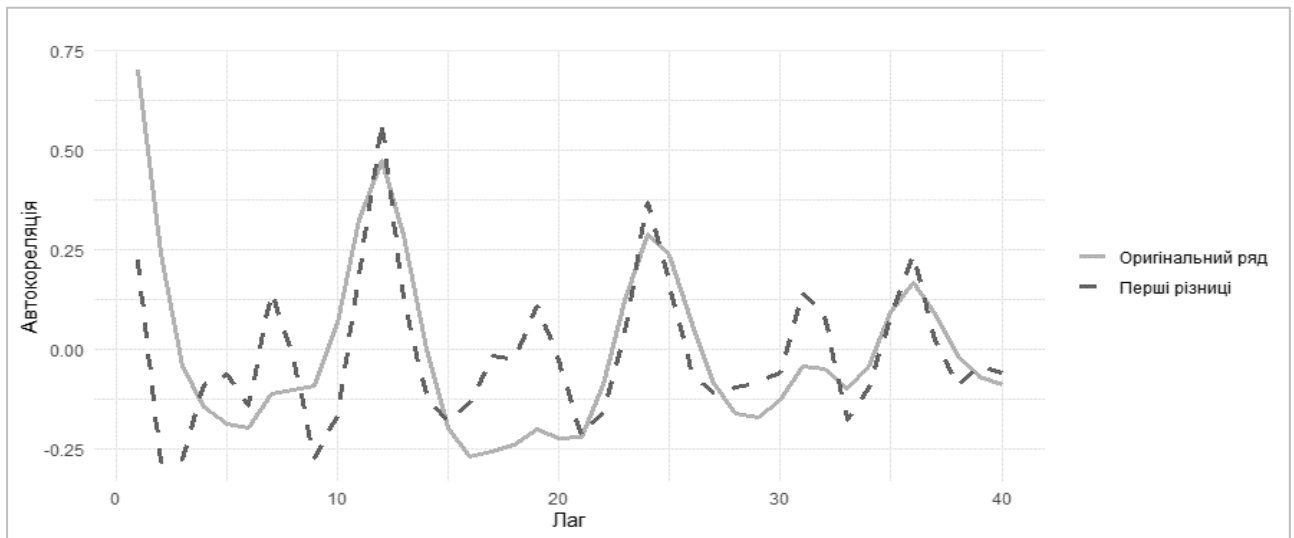


Рис. 3.1. АКФ для часового ряду продажів препарату від випадіння волосся і перших різниць цього ж ряду

Джерело: розроблено автором

Для перевірки висунутих припущень застосовано спектральний аналіз Фур'є. Цей процес включає в себе визначення домінантних частот, які вказують на періодичність або сезонність даних часового ряду.

На графіку (рис. 3.2) спостерігаємо, що піки є доволі вузькими. Це вказує на чітко виражену періодичність. Ці піки з високою спектральною потужністю перебувають на частотах 0,083, 0,166 і далі, що вказує на значущі періодичні компоненти в даних. Високі піки показують, де часовий ряд має виражену періодичність.

Щоб коректно інтерпретувати цю частоту, слід взяти обернену до неї величину: $1/0,083=12$. Отримане значення 12 означає, що часовий ряд може мати періодичність з періодом приблизно в 12 одиниць часу (в даному разі це 12 місяців року).

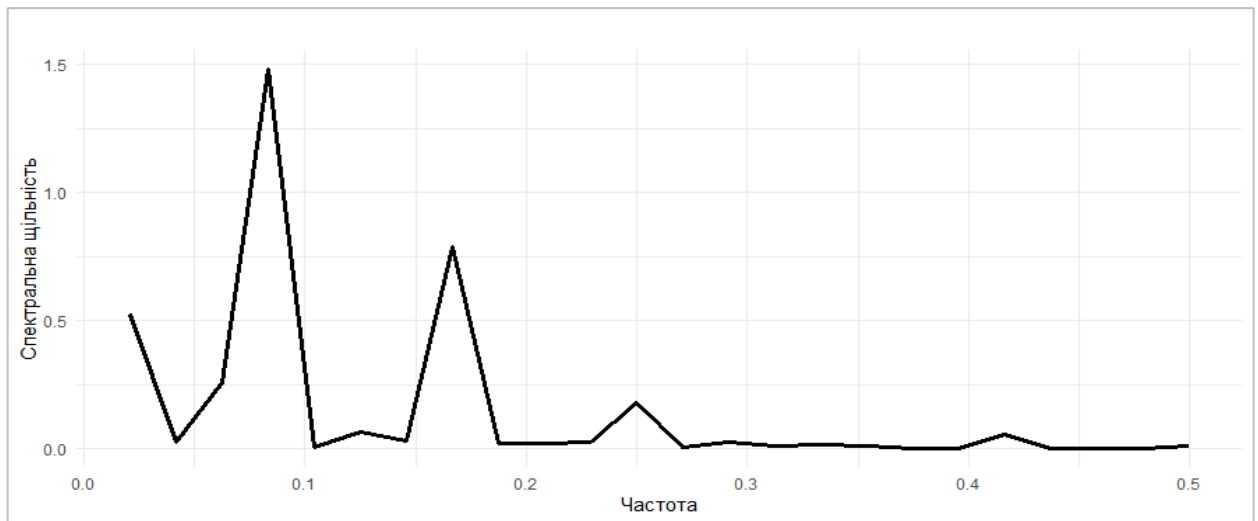


Рис. 3.2. Спектральний аналіз Фур'є часового ряду продажів препарату від випадіння волосся

Джерело: розроблено автором

Частота 0,166 вказує, що крім того існує піврічна циклічність (6 місяців) у даних. Наступні піки мають нижчу спектральну щільність, що свідчить про відсутність інших періодичних коливань.

Проведений аналіз є підставою для одночасного виокремлення обох складових ряду – трендової і сезонної за допомогою STL-декомпозиції часового ряду (рис. 3.3).

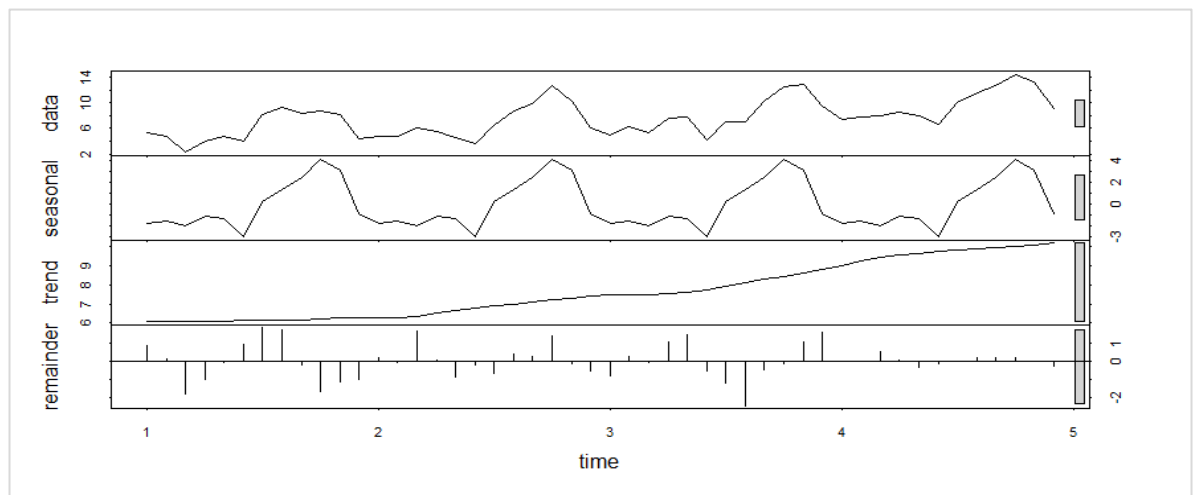


Рис. 3.3. Декомпозиція часового ряду обсягу продажів препаратів від випадіння волосся

Джерело: розроблено автором

Даний часовий ряд має яскраво виражений зростаючий тренд і чітку сезонність. Візуально добре помітно, що ряд має 2 цикли сезонності, про які вже йшла мова попередньо – 12 місяців (річний цикл) і менший 6 місяців (піврічний цикл). Отриману сезонну компоненту можна використовувати як предиктор впливу на дану змінну, щоб мати змогу враховувати періодичність змінювання часового ряду для моделювання і прогнозування.

Для перевірки нормальності розподілу залишкової змінної побудовано її графік (рис. 3.4), з якого видно, що залишки мають розподіл, близький до нормального, тому побудована модель декомпозиції є адекватною.

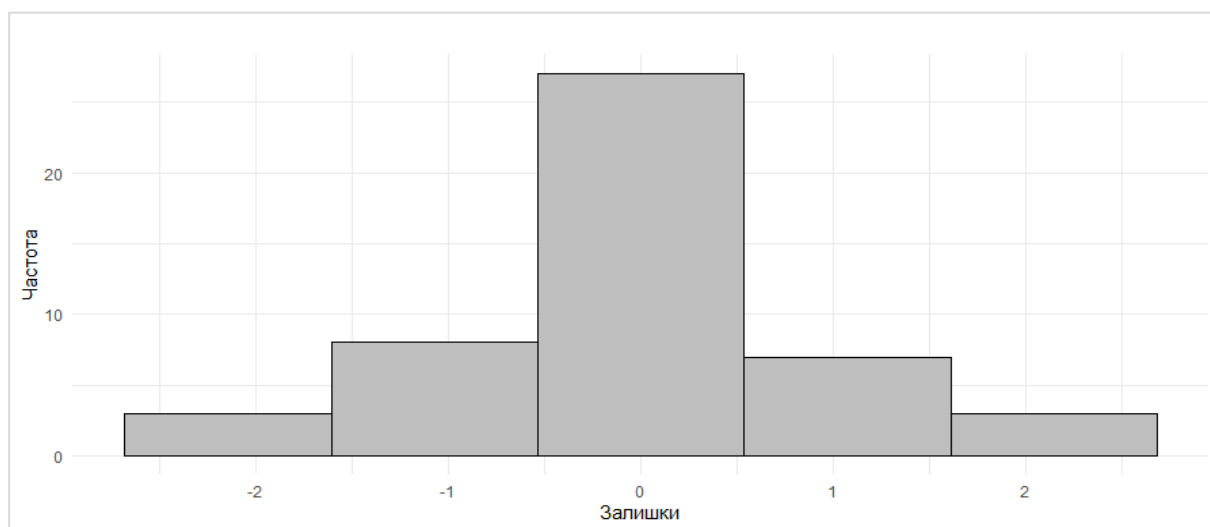


Рис. 3.4. Розподіл залишків часового ряду продажів препарату від випадіння волосся після його декомпозиції

Джерело: розроблено автором

Проведемо такий же аналіз часового ряду вітамінних комплексів, який представлений тижневими даними. Аналізований часовий ряд відображає детальну тижневу динаміку продажів ліків проти випадіння волосся протягом чотирьох років, включаючи період з 2018 по 2021 рік.

Побудована автокореляційна функція для початкового ряду і для його перших різниць також показує наявність сезонних коливань (рис. 3.5). Високі рівні автокореляції спостерігаються на початкових лагах оригінального ряду. Зокрема,

значення АКФ близькі до 1 на ранніх етапах і поступово знижуються, але залишаються значними до 52-го лагу. Після 50-го лагу спостерігалось їх зниження. Піки АКФ для перших різниць спостерігаються на 52-му лагу, що підтверджує сезонність даних.

Що стосується перших різниць, то тут АКФ показує різні значення, від позитивних до негативних, без виразного шаблону, що вказує на відсутність явної автокореляції у цих даних.

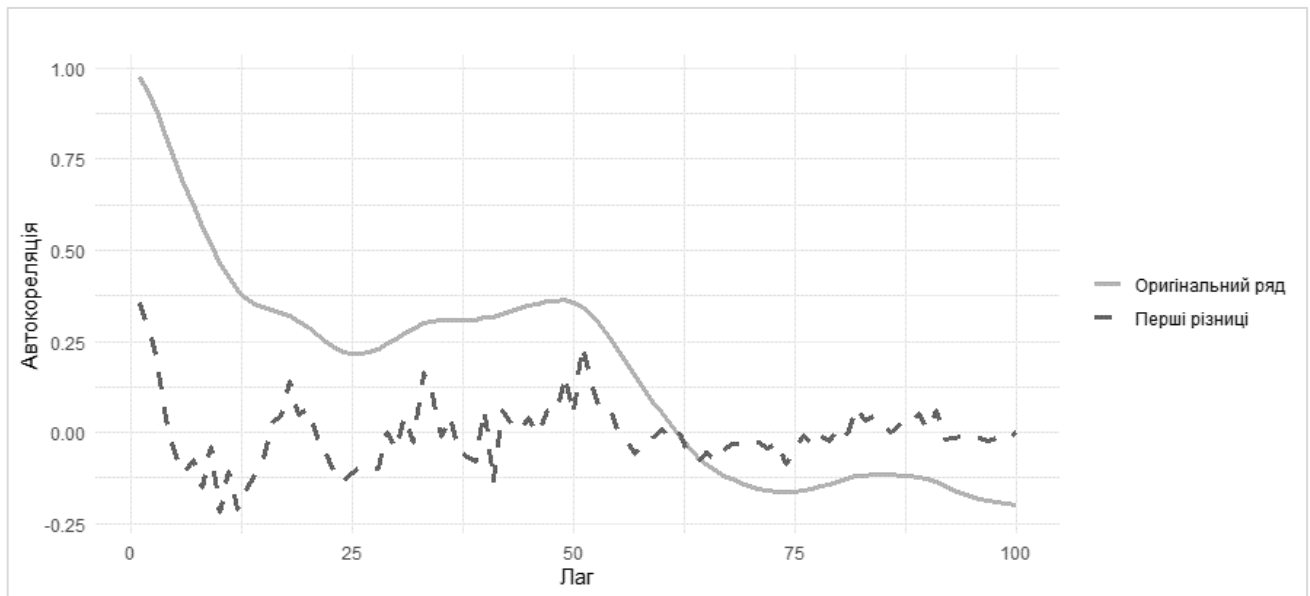


Рис. 3.5. АКФ для часового ряду даних продажів вітамінних комплексів та ряду його перших різниць

Джерело: розроблено автором

Спектральний аналіз Фур'є (рис. 3.6) показує, що найвищий показник спектральної щільності перебуває в точці 0,0185, що відповідає циклічності у 52 тижні. Крім того, є менші піки на точці 0,009 (що відповідає сезону в 2 роки) і на точці 0,037 (що свідчить про піврічну сезонність даних 26 тижнів).

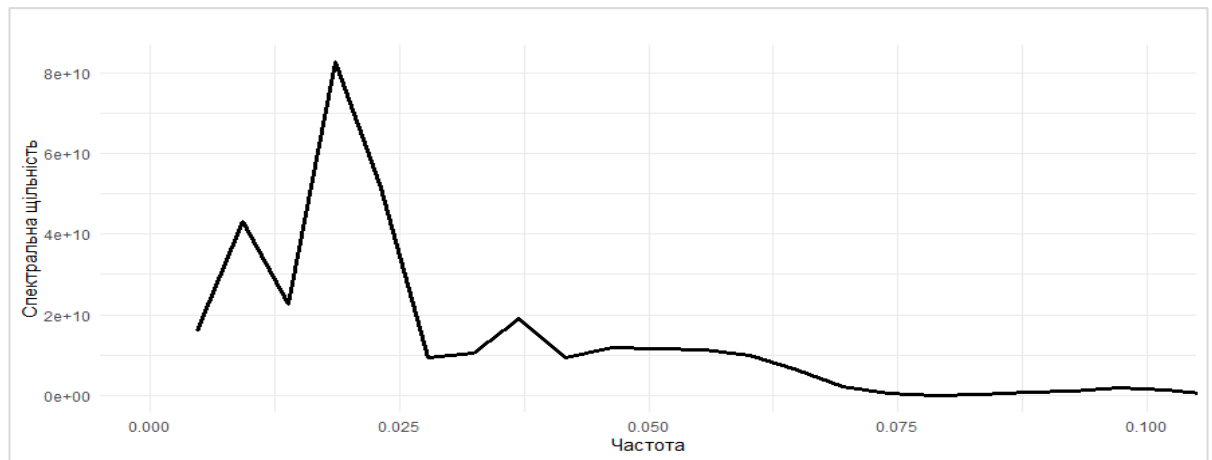


Рис. 3.6. Спектральний аналіз Фур'є часового ряду даних продажів вітамінних комплексів

Джерело: розроблено автором

Враховуючи циклічність даних та наявність зростаючого тренду проведено STL-декомпозицію часового ряду (рис. 3.7).

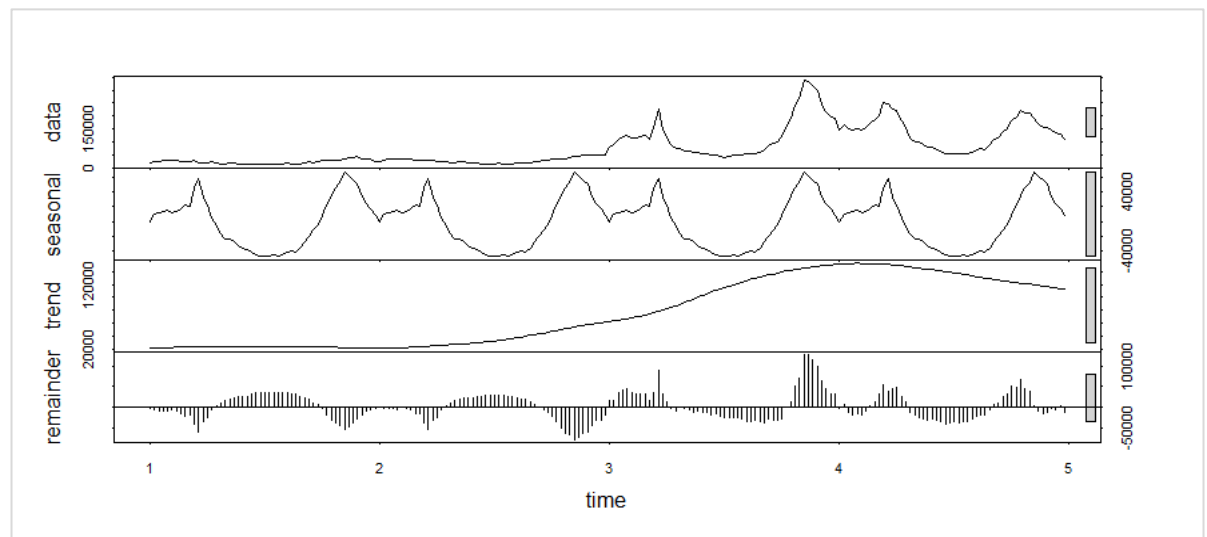


Рис. 3.7. Декомпозиція часового ряду продажів вітамінних комплексів

Джерело: розроблено автором

Цей крок дає змогу детальніше розібратися в структурі даних, розділити їх на тренд, сезонність та залишкову компоненту. Це, у свою чергу, допоможе краще зрозуміти характер змін у продажах та визначити ключові фактори, які впливають на ці зміни. У результаті можна більш чітко ідентифікувати основні драйвери змін у векторі продажів.

Даний часовий ряд, як і попередній, має яскраво виражений зростаючий тренд і чітку сезонність. Візуально добре помітно, що на графіку чітко виділяються два основні цикли сезонності. Перший цикл має тривалість 52 тижні, що відповідає річному циклу, який ми вже обговорювали раніше. Такий цикл відображає щорічні коливання, пов'язані з сезонними змінами протягом року. Другий, менший цикл триває 27 тижнів, що відповідає піврічному циклу. Цей цикл відображає більш короткострокові зміни та коливання, що відбуваються в середині року. Також, якщо перевірити (рис. 3.8), розподіл залишкової змінної, то можна спостерігати, що залишки мають розподіл, близький до нормального.

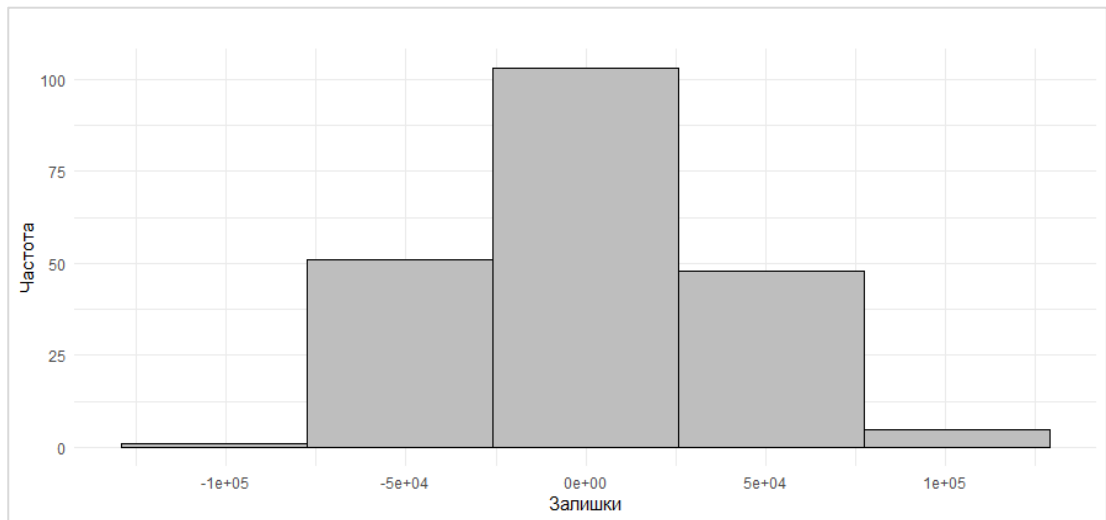


Рис. 3.8. Розподіл залишків часового ряду продажів вітамінних комплексів після декомпозиції

Джерело: розроблено автором

Часовий ряд продажів автомобілів представлений місячними даними за період 2017-2021 років. Побудовані для нього і його перших різниць автокореляційні функції виявляють сезонність, що відповідає 12 місяцям року (рис. 3.9). Але важливо зауважити, що чіткої сезонності ряд немає, бо спостерігається низка менших піків як на менших, так і на більших частотах.

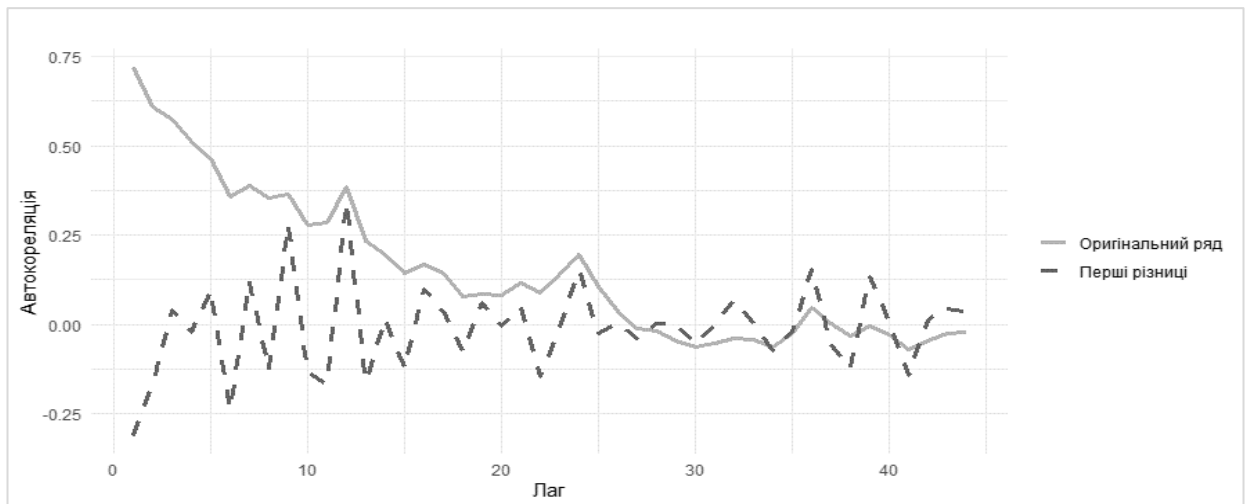


Рис. 3.9. Автокореляційна функція для часового ряду продажів автомобілів і ряду його перших різниць

Джерело: розроблено автором

Спектральний аналіз Фур'є, представлений на рисунку 3.10, показує, що піки спостерігаються на частотах 0.083 і 0.166. Ці частоти відповідають циклічності у 12 місяців (річний цикл) та 6 місяців (піврічний цикл) відповідно. Це означає, що дані мають виражені річні та піврічні цикли, що підтверджується частотними піками, виявленими методом Фур'є.

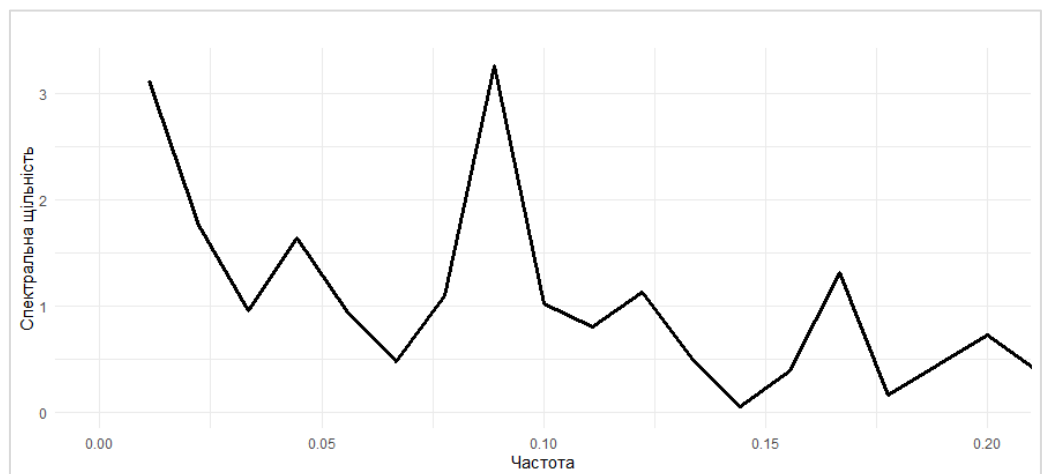


Рис. 3.10. Спектральний аналіз Фур'є часового ряду продажів автомобілів

Джерело: розроблено автором

Аналіз за допомогою розкладання ряду на тренд-сезонні компоненти декомпозицією (рис. 3.11) показує, що тренд має зростаючий характер - кількість

продажів від початку року до його закінчення зростає, але у січні-лютому спостерігається сильне просідання продажів порівняно з кінцем попереднього року.

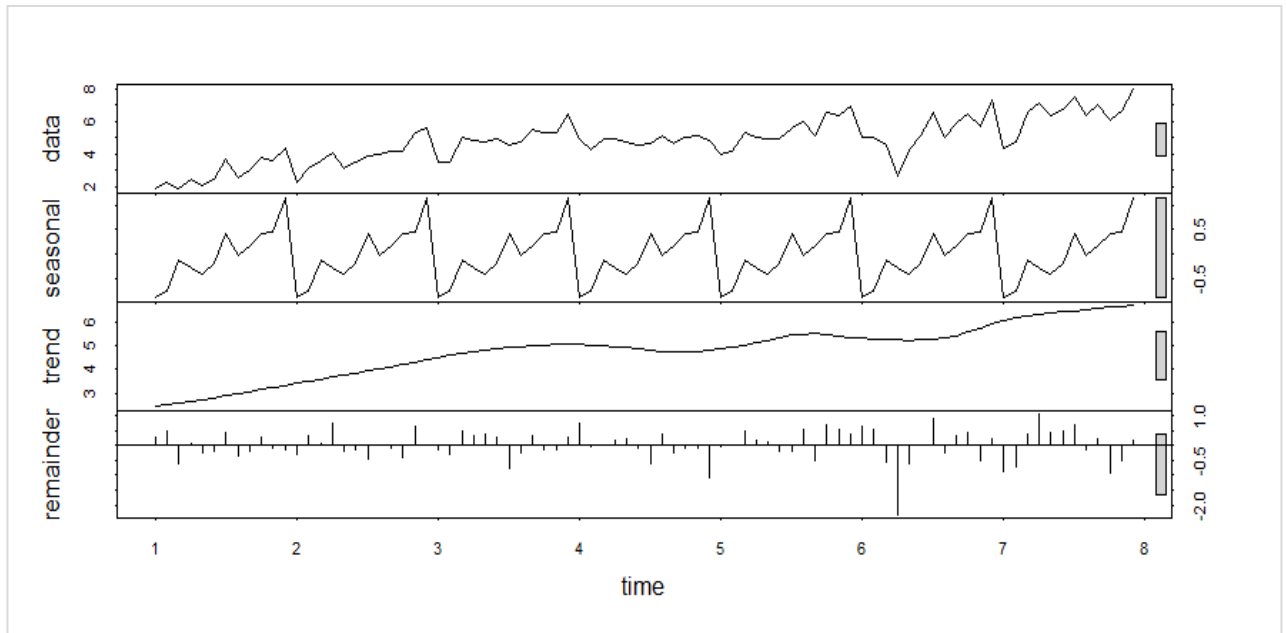


Рис. 3.11. Декомпозиція часового ряду продажів автомобілів

Джерело: розроблено автором

При перевірці розподілу залишкової змінної спостерігаємо, що залишки мають розподіл, близький до нормального (рис. 3.12), тому побудована модель декомпозиції вважається адекватною.

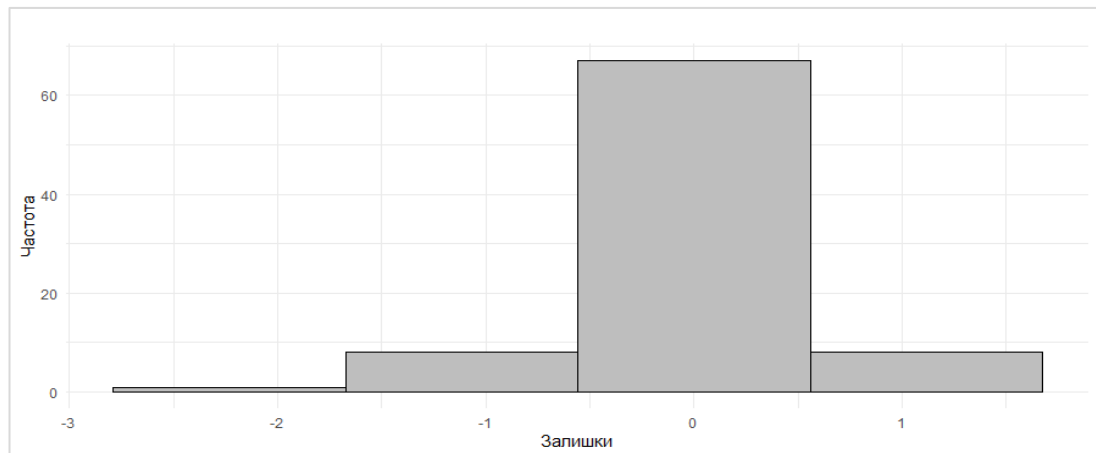


Рис. 3.12. Розподіл залишків часового ряду продажів автомобілів після його декомпозиції

Джерело: розроблено автором

Аналогічний алгоритм виконано для інших аналізованих часових рядів:

- Ряд препарату від кашлю з місячною динамікою за 2018-2021 роки.
- Ряд зігріваючого бальзаму з тижневою динамікою за 2018-2021 роки
- Ряд продажів чаю з місячною динамікою за 2017-2021 роки
- Ряд продажів крапель для очей з місячною динамікою за 2017-2021 роки

Всі часові ряди показали наявність тренду і певної циклічної сезонності.

3.2. Прогнозування динаміки продажів товарів без урахування чинника пандемії

Для того, щоб зрозуміти, яким чином пандемія вплинула на розвиток різних товарних ринків, спробуємо на основі даних до 2019 року, спрогнозувати, як розвивався б ринок за умови відсутності кризової ситуації. Наступні прогнози було здійснено за допомогою різних методів: експоненціального згладжування (ETS), моделі Хольта-Вінтерса (HW), сезонної ARIMA і нейронних мереж.

Ось так виглядає розбіжність між прогнозованим рівнем продажів вітамінних комплексів порівняно зі спостереженими значеннями (рис. 3.13)

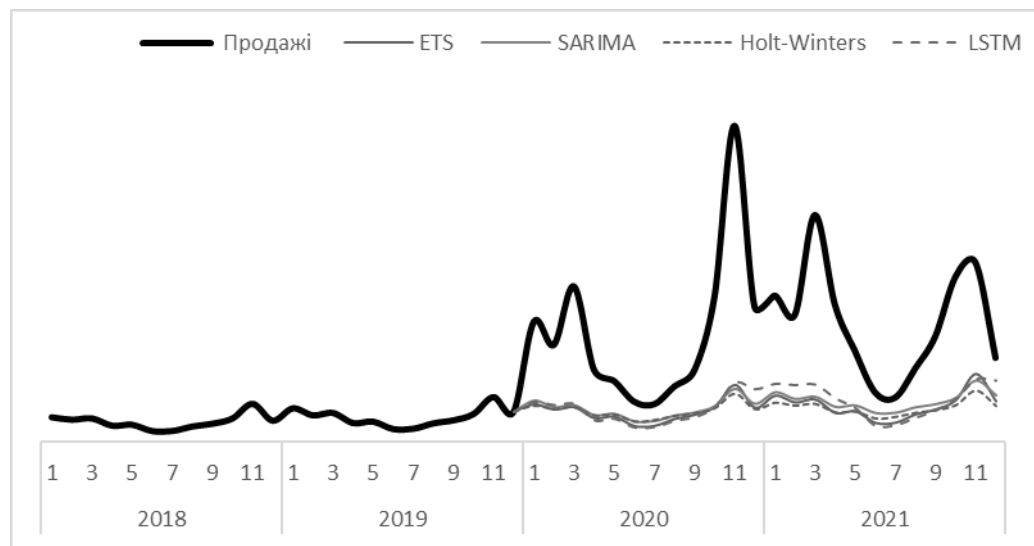


Рис. 3.13. Очікувані продажі вітамінних комплексів без пандемії

Джерело: розроблено автором

Розвиток ринку вітамінних комплексів в умовах пандемії суттєво відхилився від прогнозованих. Збільшення обсягів продажів, яке спостерігалось в цей період, не було очікуваним взагалі. Побудовані дані вказують на те, що в умовах пандемії, коли загальна увага суспільства була прикута до питань здоров'я та імунітету, споживачі масово звернулися до вітамінів як засобу підтримки здоров'я. Цей несподіваний приріст показує, що навіть при припущенні значного збільшення попиту, традиційні моделі прогнозування не змогли б адекватно передбачити масштаби змін, спричинених пандемією. Навіть, якщо б закладався приріст ринку у 2-3 рази у 2020 році проти 2018-2019, то все одно прогноз не зміг би зловити майбутні реалії розвитку ринку вітамінних комплексів.

Порівняння прогнозованих обсягів продажів препаратів від випадіння волосся зі спостереженими значеннями показує суттєве перевищення попиту у період підвищення рівня захворюваності (рис. 3.14). Прогноз хоч і відтворює загальну динаміку, але за рахунок підвищення попиту фактичний розвиток ринку пішов по верхній довірчій границі.

Це дуже яскраво показує підвищення загального попиту на даний товар в умовах кризи, спричиненої коронавірусом.

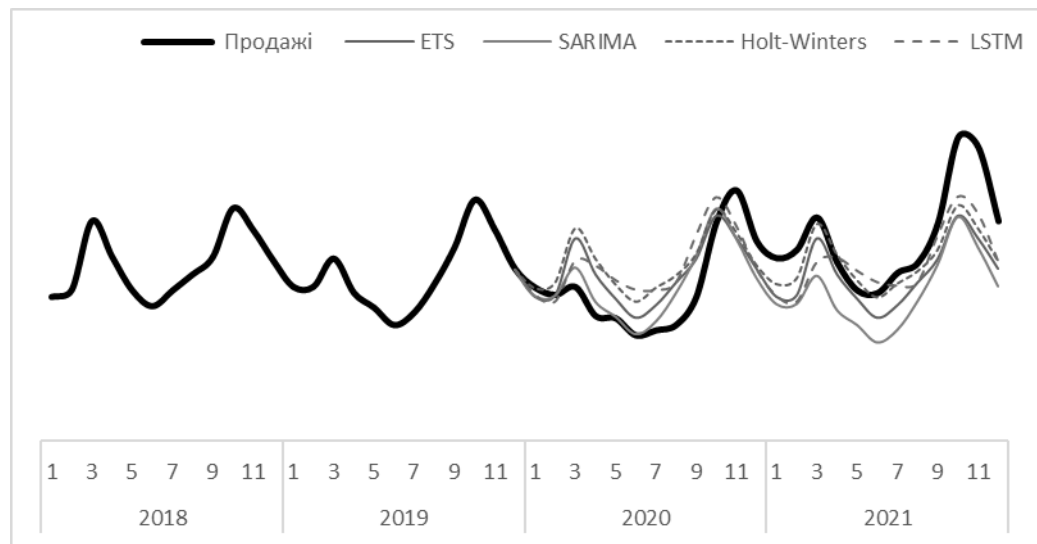


Рис. 3.14. Очікувані продажі препарату від випадіння волосся без пандемії

Джерело: розроблено автором

Аналогічно виглядає динаміка обсягів продажів зігріваючого бальзаму у період пандемії порівняно з прогнозованими значеннями, побудованими на статистичних даних допандемічного періоду (рис. 3.15). Суттєве збільшення попиту втім не надто переважає верхню межу інтервального прогнозу.

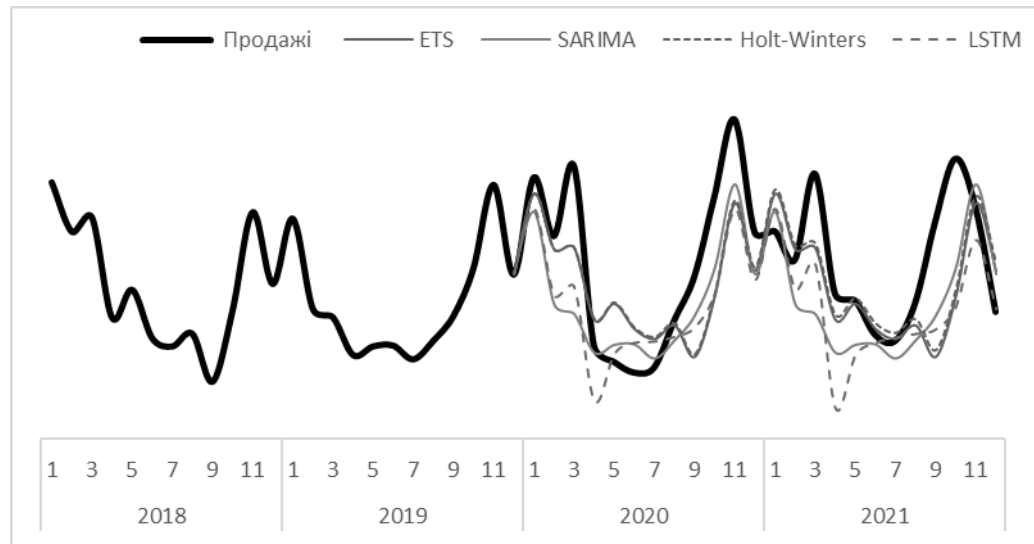


Рис. 3.15. Очікувані продажі зігріваючого бальзаму без пандемії

Джерело: розроблено автором

Ринок нових автомобілів, які зазвичай відносять до предметів розкоші, в умовах пандемічних обмежень демонстрував суттєвий спад на початку кожного року, а в наступні місяці показав суттєво вищі значення порівняно з очікуваним рівнем продажів, але при цьому не вийшов за межі верхнього прогнозного інтервалу.

Порівняння прогнозних та реальних продажів нових автомобілів представлено на рис. 3.16.

Препарати від кашлю на відміну від попередніх товарних ринків, навпаки пішли по нижчій межі прогнозу, побудованого на основі допандемічних років. Загальна динаміка збереглась, але попит зменшився у період коронавірусної кризи.

Це скоріше за все пов'язане з тим, що у період пандемії і локдаунів велика частина населення переключилась на противірусні препарати і жарознижуючі, тим самим зменшивши ринок засобів від кашлю.

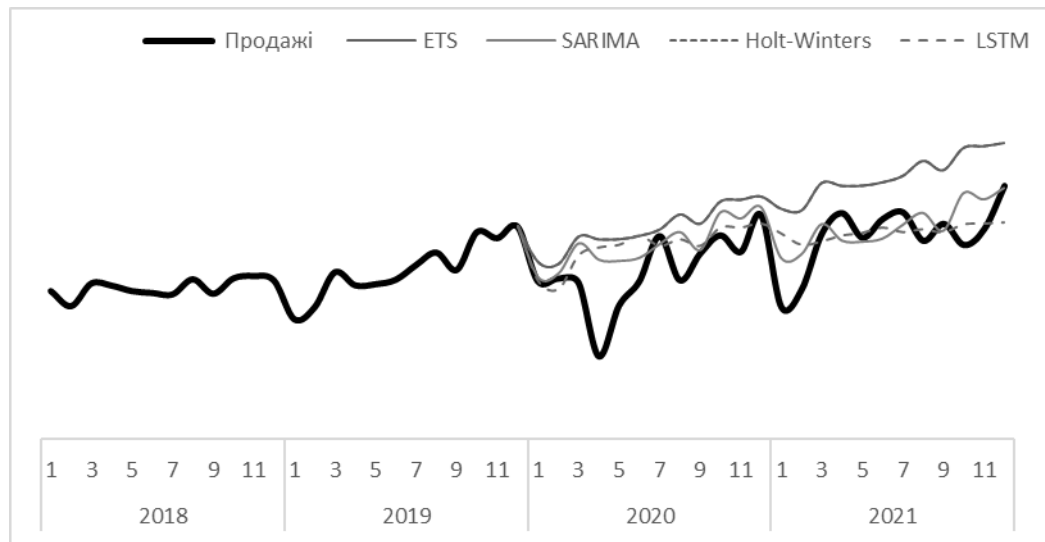


Рис. 3.16. Очікувані продажі автомобілів без пандемії

Джерело: розроблено автором

Ось так виглядає розбіжність між прогнозом обсягів продажів препарату від кашлю, побудованим на основі даних 2017-2019, і фактичними даними у 2020-2021 роках (рис. 3.17)

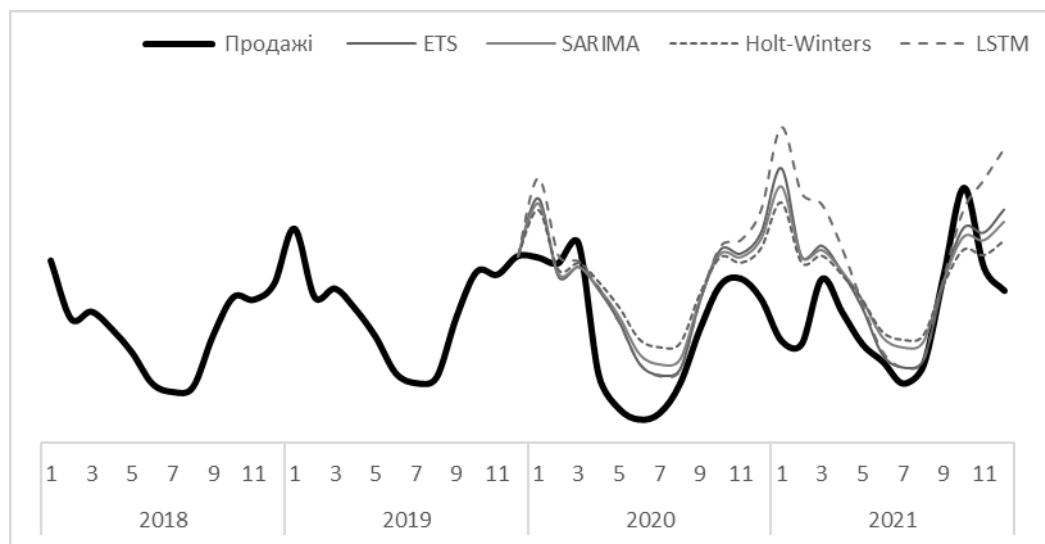


Рис. 3.17. Очікувані продажі препарату від кашлю без пандемії

Джерело: розроблено автором

Ринок категорії зволожуючих крапель для очей, які часто застосовують користувачі лінз для очей, суттєво знизився у об'ємах і лиш наприкінці 2021 року зміг наблизитись до рівнів допандемічних 2018-2019 років. Відмова від цього засобу пов'язана насамперед з переходом до віддаленого режиму роботи. Ось так реальні

значення продажів виявилися суттєво нижчими від прогнозних значень нижньої межі інтервального прогнозу (рис.3.18).

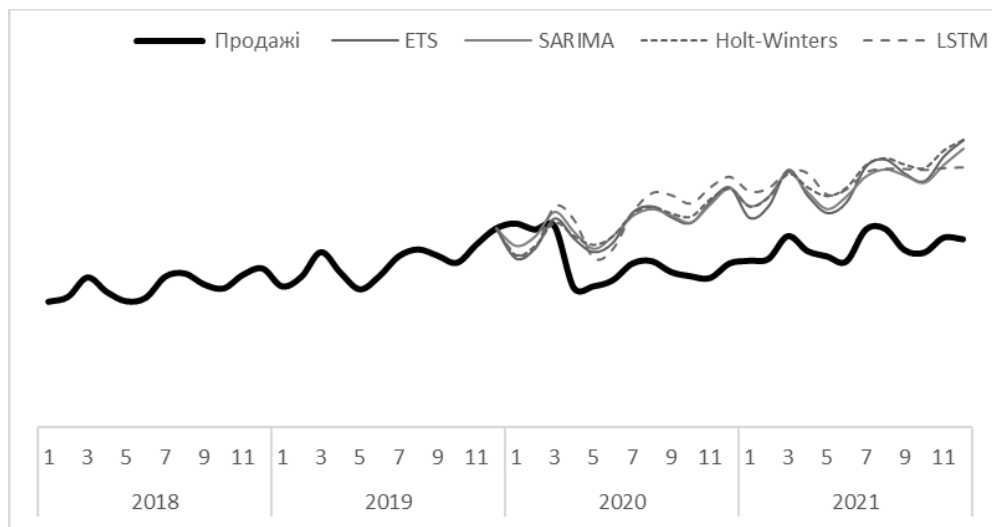


Рис. 3.18. Очікувані продажі крапель для очей без пандемії

Джерело: розроблено автором

Прикладом ринку, який не відреагував на пандемічні обмеження, є ринок чаю. Ось так виглядає прогноз для продажів чаю (рис. 3.19) порівняно з фактичними значеннями попиту. Ринок категорії чаю практично не зазнав деформацій: спостережені значення продажів практично збігалися з прогнозованими значеннями, можливо, окрім періодів посилення локдаунів і різноманітних обмежень.

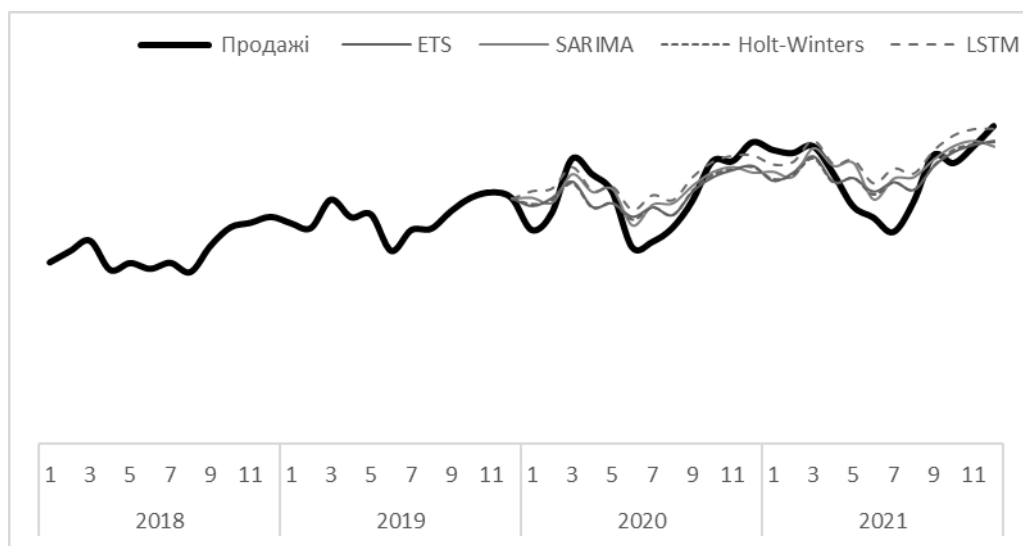


Рис. 3.19. Очікувані продажі чаю без пандемії

Джерело: розроблено автором

Крім того, спробуємо на прикладі одного часового ряду (товарного ринку) змодельовати таку ж ситуацію базуючись на більшому періоді 2018-2020 і спрогнозувати 2021 рік вже врахувавши пандемічний рік. Зробимо це на прикладі часового ряду продажів вітамінів. Результати відображено на рис. 3.20.

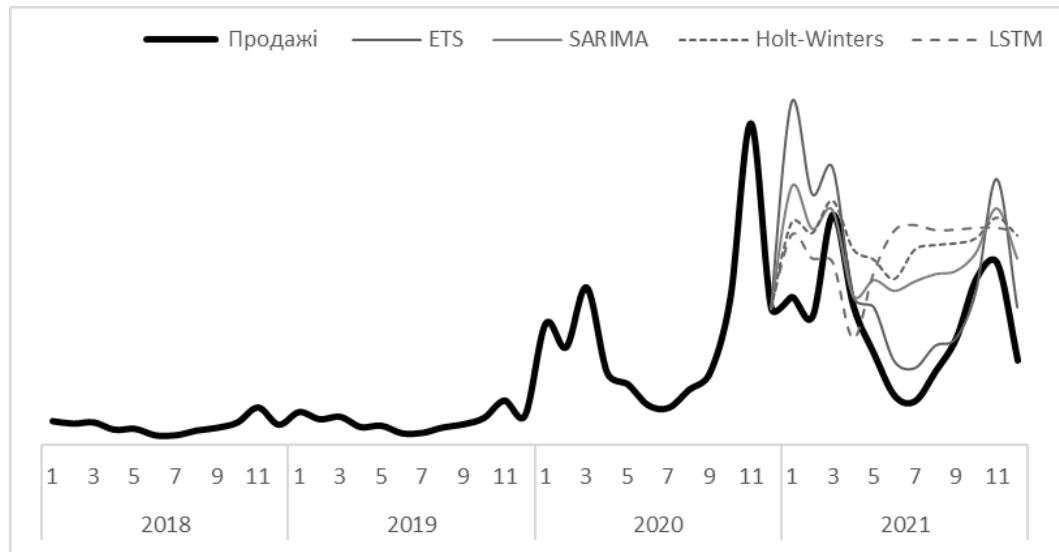


Рис. 3.20. Прогнозування 2021 року часового ряду продажів вітамінів

Джерело: розроблено автором

Не зважаючи на те, що в загальному моделі змогли відтворити досить коректний рух часового ряду, але з точки зору точності прогнозу й відтворюваності динаміки побудована модель є поганою.

Аналогічний алгоритм проведено й для інших часових рядів і результати були дуже подібними. Загальною моделлю відтворили рух, але з низькою точністю прогнозу. З цього можна зробити висновок, що однофакторні моделі не підходять для врахування кризових явищ, оскільки вони обмежені в спектрі факторів, що впливають на результати, недостатньо точні в прогнозуванні під час кризових періодів, не враховують системні ризики та складність моделювання екстремальних подій. Кризові явища мають багатфакторну природу, де взаємозв'язки між змінними можуть змінюватися, а фактори, які були значущими у стабільні часи, можуть втрачати свою релевантність. Такі моделі не здатні відобразити складність і взаємозв'язки між численними факторами, що призводить до неточних прогнозів і

неправильних висновків, а також недооцінки загроз і невірних управлінських рішень. Тому для моделювання кризових явищ доцільніше використовувати багатофакторні моделі, які забезпечують більш точне та надійне прогнозування в умовах нестабільності.

3.3. Прогнозування динаміки продажів товарів України алгоритмічними методами

Для застосування сучасних алгоритмічних методів дослідження часових рядів та здійснення ефективного прогнозування їхньої динаміки часовий ряд розбивається на дві частини: тренувальну та тестову вибірки. Тренувальна вибірка складає 75% від загального обсягу даних, а тестова – 25%. Використання такого розбиття дає змогу ефективно навчити прогностичні моделі на основі значної частини даних, залишаючи при цьому достатній обсяг даних для перевірки моделі та оцінювання її точності на тестовій вибірці.

Цей підхід дає змогу точніше описати динаміку продажів певного товару, ідентифікувати важливі тренди та сезонні коливання, а також перевірити, наскільки точно моделі можуть прогнозувати майбутні тенденції на основі існуючих даних.

Нейронні мережі та машинне навчання є найбільш популярними сучасними алгоритмічними методами моделювання та прогнозування економічних показників. Їх застосовують як в задачах класифікації, так і для побудови регресії, яка відображає кореляційні зв'язки між показниками. Для технічної реалізації цих процесів використано різноманітні аналітичні пакети в середовищі RStudio.

При реалізації регресійної моделі в середовищі RStudio використано умовні позначення «DependentY» для залежної змінної (обсяг продажів); «XFactor1», «XFactor2», «XFactor3», «XFactor4» і тд - для предикторів (для кожного набору використовувались різні предиктори впливу). Всі ці змінні включені до основного датафрейму, який має назву «data». Процес аналізу включає в себе етапи підготовки

даних, їх нормалізації, розбиття на навчальні та тестові набори, конфігурацію та тренування нейронної мережі, оцінювання її продуктивності та візуалізацію результатів.

Для реалізації дослідження за допомогою нейронної мережі використано дві ключові бібліотеки R: *neuralnet* для розробки та тренування нейронних мереж, та *ggplot2* для створення візуалізацій. Бібліотека *neuralnet* надає гнучкі можливості для налаштування архітектури нейронної мережі, що є критично важливим для досягнення високої точності прогнозування [5,24,26,33,38,39,7]. Водночас, *ggplot2* використовується для генерації інтуїтивно зрозумілих графічних представлень даних.

Перед тренуванням нейронної мережі важливо забезпечити, щоб всі вхідні змінні мали однаковий масштаб. Це досягається шляхом нормалізації даних – процесу, при якому оригінальні значення перетворюються у формат, що лежить в межах від 0 до 1 [9, 29, 41]. Функція *normalize* налаштована для виконання цього завдання, застосовуючи метод мінімуму-максимуму до кожного стовпця в датафреймі *data*. Результат цього процесу – новий датафрейм *maxmindf*, що містить нормалізовані значення.

Ефективне тренування та оцінювання нейронної мережі вимагає правильного розбиття доступних даних. В цьому дослідженні, *maxmindf* розділено на навчальний набір (*trainset*), що складається з перших 36 рядків даних (три попередніх роки), що складає 75% всіх даних та тестовий набір (*testset*), що включає наступні 12 рядків (2021 рік) (25% даних). Таке розбиття дає змогу моделі навчатися на одному наборі даних та перевіряти свою здатність до прогнозування на іншому.

Конфігурація нейронної мережі передбачає чотири входи, що відповідають чотирьом факторам, та одну вихідну змінну *DependentY*. Структура мережі включає два прихованих шари з чотирма та двома вузлами відповідно, що дає змогу моделі виявляти складні взаємозв'язки між змінними. Параметри, такі як порогове значення та кількість повторень тренування, налаштовані для оптимізації процесу навчання.

Спершу розглянемо процес побудови регресійної моделі на прикладі ряду продажів вітамінних комплексів, адже цей ряд віднесено до тієї групи, в якій сезонний за своєю природою часовий ряд суттєво змінює амплітуду сезонних коливань під впливом пандемії.

Часовий ряд продажів вітамінних комплексів, представлений тижневими даними, згідно попереднього аналізу можна віднести до тренд-сезонних процесів. На змінювання рівнів цього ряду можуть також впливати інші чинники, зокрема фактори природного середовища (температура, вологість тощо), а також різні симптоматичні прояви хвороби.

Першим кроком при побудові регресії є відбір змінних, що можуть впливати на результативний показник. Ці змінні представлені в таблиці 3.2 разом з коефіцієнтами кореляції, які визначають щільність їхнього зв'язку із залежною змінною. На підставі цих коефіцієнтів можна оцінити ступінь їх впливу на залежну змінну і відібрати фактори, які є найбільш значущими для моделі.

Таблиця 3.1

Матриця кореляційних зв'язків для часового ряду продажів вітамінних комплексів

Назва змінної	Опис	Коефіцієнт кореляції
Covid	Кількість випадків коронавірусу	0,58
temperature_2m (°C)	Температура на вис. 2 м. (середня)	-0,36
relative_humidity_2m (%)	Вологість повітря	0,35
temperature_2m_mean (°C)	Температура середня	-0,36
Грип	Google Trends (тема «грип»)	0,20
Кашель	Google Trends (тема «кашель»)	0,41
Вірус	Google Trends (тема «кашель»)	0,11
Season	Сезонний коефіцієнт	0,49
Season2	Сезонний коефіцієнт (модиф.)	0,86
Ad	Реклама	0,54

Джерело: розроблено автором

Отримані результати кореляційного аналізу відіграють ключову роль у виявленні суттєвих факторів та розробці стратегій щодо оптимізації маркетингової діяльності та продажів.

З попередніх спостережень видно, що найбільший вплив на продажі вітамінних комплексів мають такі фактори, як «випадки коронавірусу» (фактор пандемії), «реклама» (фактор просування товару), «сезонний коефіцієнт (мод)» (фактор налаштування моделі), а також «вологість» (фактор зовнішнього середовища).

Правильний відбір впливових факторів на підставі кореляційного аналізу і оцінювання впливу цих змінних, дає змогу краще налаштувати методи машинного навчання та нейронних мереж для точнішого прогнозування майбутніх трендів у продажах вітамінних комплексів.

Перша модель (із врахуванням коронавірусу, реклами, вологості та сезонного коефіцієнту) будується на даних тижневих спостережень за допомогою нейронної мережі. В ролі незалежних змінних розглядаються зазначені раніше фактори.

На рис. 3.21 представлено прогнозовані та фактичні дані щодо продажів вітамінних комплексів. Цей графік демонструє, що оновлена модель прогнозування виявилася досить ефективною і з високою точністю відтворює реальну динаміку ринку, досягаючи високого рівня точності.

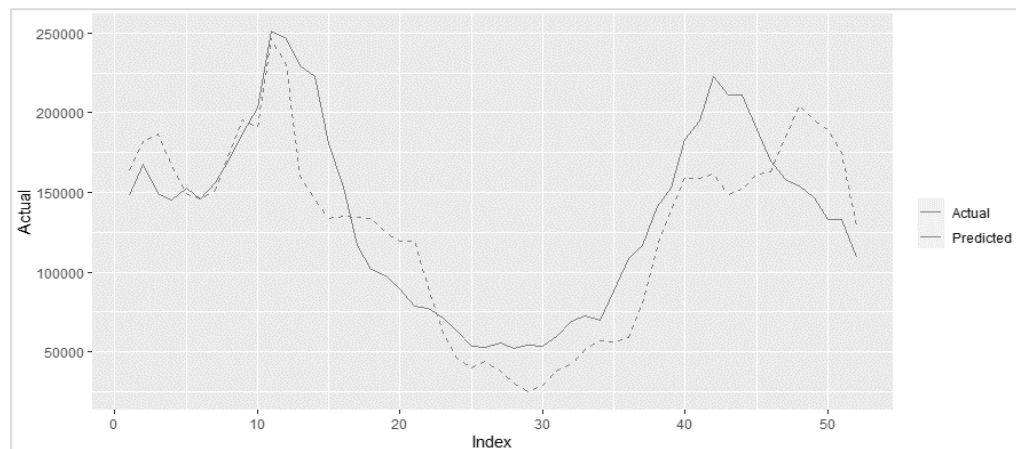


Рис. 3.21. Результати нейромережевого прогнозування для часового ряду обсягів продажів вітамінних комплексів

Джерело: розроблено автором

Результати прогнозування цього ж показника за допомогою методу машинного навчання (випадкового лісу) відображено на рис. 3.22.

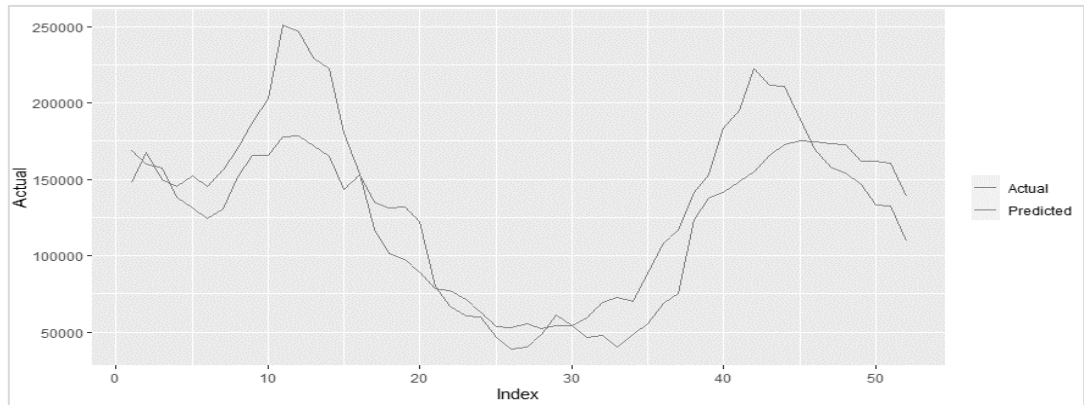


Рис. 3.22. Результати прогнозування методом ML Random Forests для часового ряду обсягів продажів вітамінних комплексів

Джерело: розроблено автором

Вплив маркетингових заходів з просування товарів на ринку не втратив своєї актуальності і в період пандемічних обмежень. Прикладом впливовості цих заходів є аналіз та моделювання часового ряду, який відображає динаміку продажів препаратів для лікування випадіння волосся.

Згідно з попередніми дослідженнями, цей ряд даних можна віднести до тренд-сезонного типу, що характеризується зростаючим трендом і сезонністю з періодом 12 місяців. Амплітуда коливань у цьому ряді суттєво збільшилася під впливом пандемії, що додало додаткову варіативність до даних. Це вказує на те, що окрім довгострокового зростання, існують також регулярні сезонні коливання, які стали більш вираженими у відповідь на зовнішні фактори, такі як пандемія.

Згідно наведених в таблиці 3.3 значень коефіцієнтів кореляції незалежних змінних із залежною змінною, в моделі використано такі змінні: «кількість випадків коронавірусу», дані з «Google Trends» за темою «облисіння», «сезонний коефіцієнт» та «вологість повітря». Далі розглядаються дві різні моделі. Перша модель побудована без урахування маркетингової складової, тобто без врахування впливу реклами. Це дає змогу оцінити базову динаміку продажів препаратів від випадіння

волосся, виходячи виключно з аналізу екологічних, сезонних та соціальних чинників. Друга модель включає рекламу як один з важливих факторів. Це дає змогу оцінити вплив рекламних кампаній на продажі препаратів (вітамінів) від випадіння волосся. Завдяки цьому можна зрозуміти, наскільки маркетингова активність впливає на споживацький попит та загальну динаміку продажів.

Таблиця 3.2

Матриця кореляційних зв'язків для часового ряду продажів препарату від випадіння волосся

Назва змінної	Опис	Залежна змінна Y
Залежна змінна Y	Препарат від випадіння волосся	1,00
Covid-19	Кількість випадків коронавірусу	0,67
Temp1	Температура 2 метри (середня)	-0,34
Temp2	Температура середня	-0,34
Humidity	Вологість повітря	0,43
Облисіння	Google Trends (тема «облисіння»)	0,39
Випадіння волосся	Google Trends (тема «випадіння волосся»)	0,66
Реклама	Маркетингова складова - реклама вітамінів	0,75
Season	Сезонний коефіцієнт	0,85

Джерело: розроблено автором

Після тренування моделі, прогнози для тестового набору даних порівнюємо з фактичними значеннями. Фінальним етапом процесу прогнозування є візуалізація результатів, яка демонструє розбіжності між фактичними та прогнозованими значеннями.

Завдяки функції ggplot2, створено лінійний графік, що відображає ці два набори даних. Кольорове кодування та анотації на графіку позначають розбіжності між фактичними та прогнозованими значеннями. Це забезпечує візуальне підтвердження ефективності нейронної мережі.

Як видно на графіку (рис. 3.23), нейронна модель, що спиралася на дані допандемічного періоду, доволі добре впоралася з прогнозуванням сезонності, але не змогла достатньою мірою відобразити завищені значення рівнів ряду у 2021 році, який був прямим наслідком впливу пандемії коронавірусу.

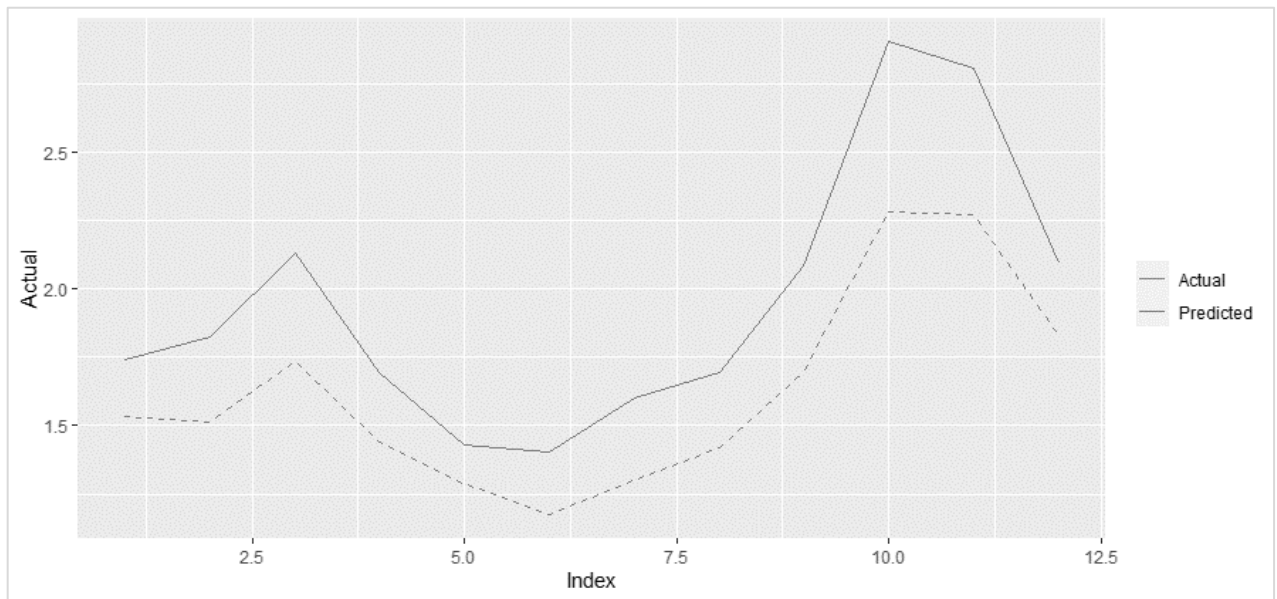


Рис. 3.23. Результати нейромережевого прогнозування для часового ряду обсягів продажів препаратів від випадіння волосся

Джерело: розроблено автором

Незважаючи на це, модель ефективно відтворила моменти збільшеного інтересу та активності в цій категорії товарів. Відтак, в наступному прогнозі увага зосереджена на удосконаленні моделі, а саме, її адаптації до нових умов і викликів. В рамках наступного етапу аналізу, використано таку ключову змінну, як «коронавірус», що відіграла значну роль у змінюванні ринкових тенденцій.

Вдосконалені сезонні коефіцієнти можуть забезпечити більшу відповідність зростаючому тренду продажів, особливо з огляду на вплив пандемії. Усвідомлюючи значний вплив COVID-19 на патерни споживання певних товарів, цей аспект включено до моделі, щоб повніше відображати реальну динаміку ринку.

Результати проведеного аналізу свідчать, що фактор «вологості» потрібно виключити з моделі, а краще увести додатковий чинник «маркетингова компонента»

для підвищення точності моделювання. Це дає змогу оцінити вплив рекламних та маркетингових кампаній на обсяги продажів препаратів, а також зрозуміти, як ці зусилля корелюють зі змінами в споживацьких перевагах у динамічному ринковому середовищі. Аналітика маркетингових впливів надає змогу поглибленого розуміння цієї взаємодії та її ролі у формуванні попиту, особливо в умовах, які змінюються через зовнішні впливи, насамперед пандемію.

Із застосуванням пакету `ggplot2` у середовищі R, створено лінійний графік, на якому відображені фактичні і прогнозовані показники ринку продажів вітамінних комплексів від випадіння волосся (рис. 3.24). З цього графіка видно, що оновлена модель прогнозування змогла дуже точно відтворити реальні ринкові тенденції, досягаючи точності близько 90%. Це значне поліпшення порівняно з попередніми спробами моделювання, що підкреслює ефективність внесених змін та оптимізацій у методиці прогнозування. Такий високий рівень точності є важливим досягненням, особливо в умовах волатильного ринку, на який впливає багато зовнішніх чинників, зокрема пандемічні події. Це свідчить про те, що удосконалена модель є дуже ефективною у виявленні та врахуванні різних трендів та змін на ринку, що дозволяє з більшою впевненістю прогнозувати майбутні ринкові зміни.

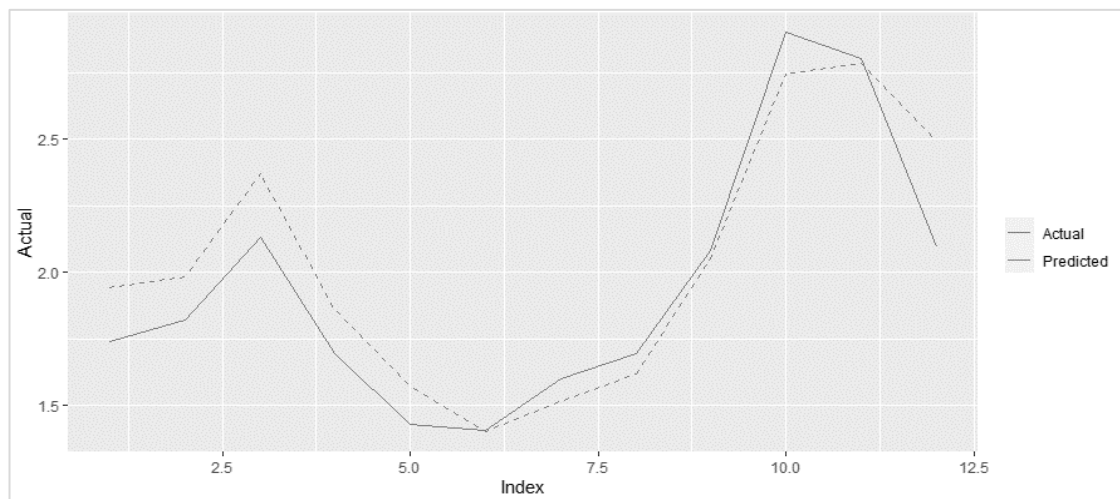


Рис. 3.24. Результати нейромережевого прогнозування часового ряду обсягів продажів препаратів від випадіння волосся на удосконаленій моделі

Джерело: розроблено автором

Моделювання і прогнозування за допомогою машинного навчання також є однією з новачій сучасних інформаційних технологій [22, 31, 32, 42, 45]. Для моделювання і прогнозування обсягів продажів препарату від випадіння волосся скористаємось методом «випадкових лісів» (Random Forests). Для реалізації моделі випадкового лісу використовуються три основні бібліотеки: RandomForest (пакет для створення моделей випадкового лісу), dplyr (бібліотека для ефективного обробки даних) і ggplot2 (бібліотека для візуалізації даних).

Як і в попередньому методі дані розбиваються на тренувальний та тестовий набори: `train_data` (навчальний набір даних, що включає перші 36 рядків датафрейму) і `test_data` (тестовий набір даних, що включає рядки з 37 по 48). Використовуючи навчальний набір даних, створюється модель випадкового лісу, яка намагається прогнозувати залежну змінну `DependentY` на основі чотирьох факторів («кількість випадків коронавірусу», «Google Trends» за темою «облисіння», «сезонний коефіцієнт» та «маркетингова компонента»). Після тренування моделі виконується прогнозування на тестових даних. Результати прогнозування зберігаються у змінній `predictions`.

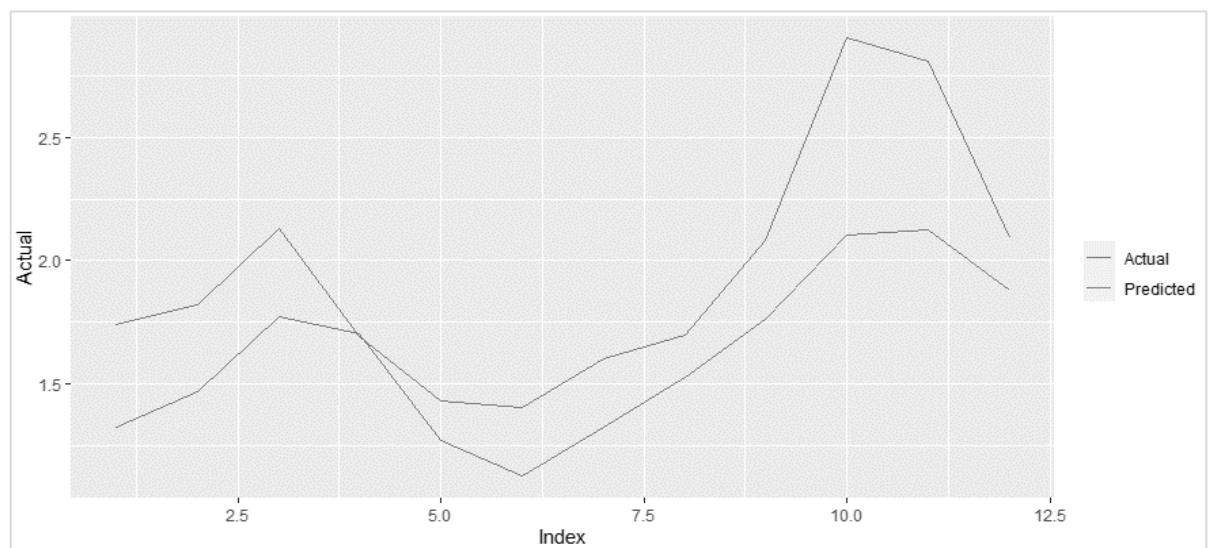


Рис. 3.25. Результати прогнозування методом ML Random Forests для часового ряду обсягів продажів препаратів від випадіння волосся

Джерело: розроблено автором

При використанні методу машинного навчання (рис. 3.25) виникає ситуація, подібна до тієї, що мала місце при побудові першої моделі за допомогою нейромережі: модель успішно відтворює загальні тренди та сезонність, але не здатна точно відобразити специфічний приріст, який мав місце. Враховуючи це, переходимо до іншого набору предикторів, в якому збережемо такі ключові змінні, як «коронавірус» та «вологість», які є важливими для розуміння ринкових трендів. Модифікуємо сезонні коефіцієнти для точнішого відображення динаміки продажів, особливо з огляду на можливі зміни, пов'язані з пандемією. Додатково, як і раніше до списку предикторів включено «рекламу», щоб врахувати її вплив на продажі.

Після проведення прогнозу за допомогою цього оновленого підходу, використано ggplot2 для створення лінійного графіка, який відображає обидва набори даних - фактичні та прогнозні значення ряду обсягів продажів часового ряду препарату від випадіння волосся (рис. 3.26). З цього графіка видно, що оновлений прогноз точніше відтворює реальну динаміку ринку.

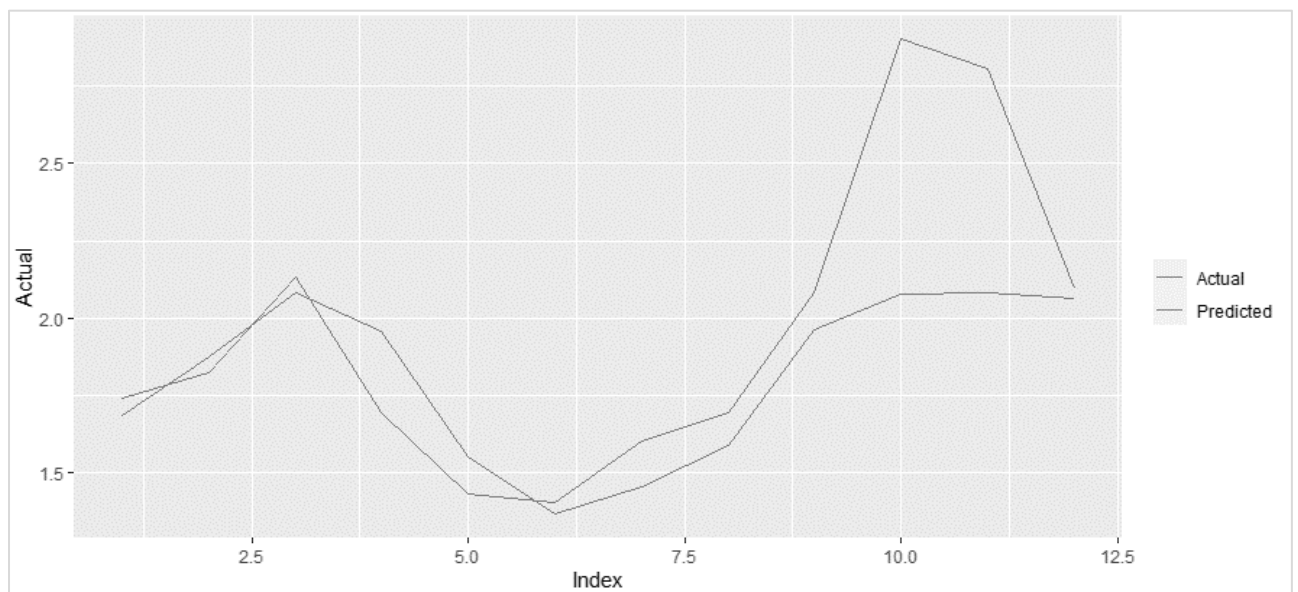


Рис. 3.26. Результати прогнозування методом ML Random Forests для часового ряду обсягів продажів препаратів від випадіння волосся

Джерело: розроблено автором

Аналогічний аналіз проведено для рядів даних, які за своєю природою також мають сезонну структуру і які так само, як і попередні, змінили амплітуду коливань, однак змінювання мали тимчасовий характер і рівні ряду дуже швидко повернулися до значень, характерних для допандемічного періоду. До них ми віднесли такі часові ряди: препарати від кашлю, бальзам для зігрівання, а також чай.

Результати проведених досліджень щодо зазначених показників представлені на рис. 3.31-3.35.

Індикатори точності побудованих прогнозів цих рядів наведено в табл. 3.4-3.10.

На рис. 3.27 відображено результати прогнозування для часового ряду продажів препаратів від кашлю методом машинного навчання і за допомогою нейронної мережі.

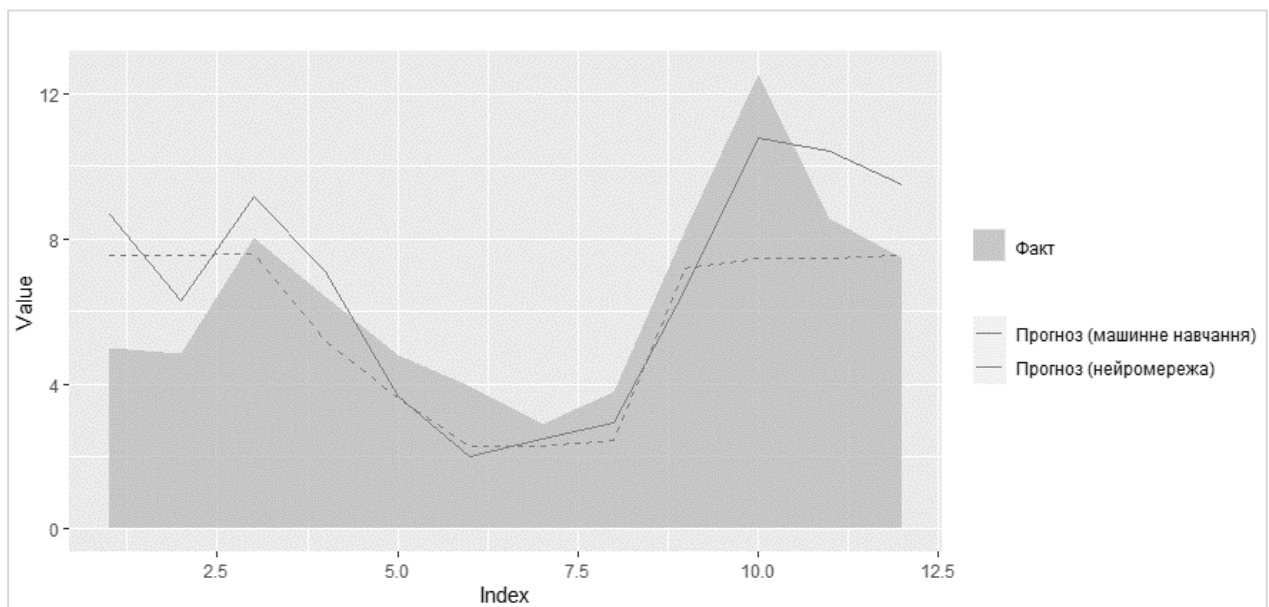


Рис. 3.27. Результати прогнозування методами нейронної мережі і методу «випадкових лісів» для часового ряду препарату від кашлю

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.28 відображено результати прогнозування для часового ряду продажів зігрівального бальзаму методом машинного навчання і за допомогою нейронної мережі.

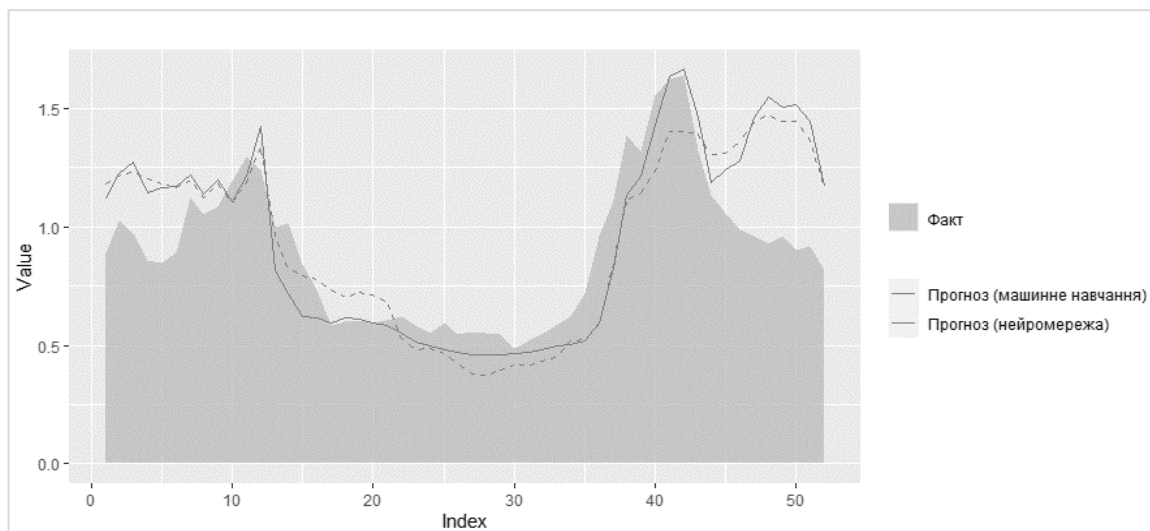


Рис. 3.28. Результати прогнозування методами нейронної мережі і методу «випадкових лісів» часового ряду препарату для зігрівання

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.29 відображено результати прогнозування для часового ряду продажів категорії чаю методом машинного навчання і за допомогою нейронної мережі.

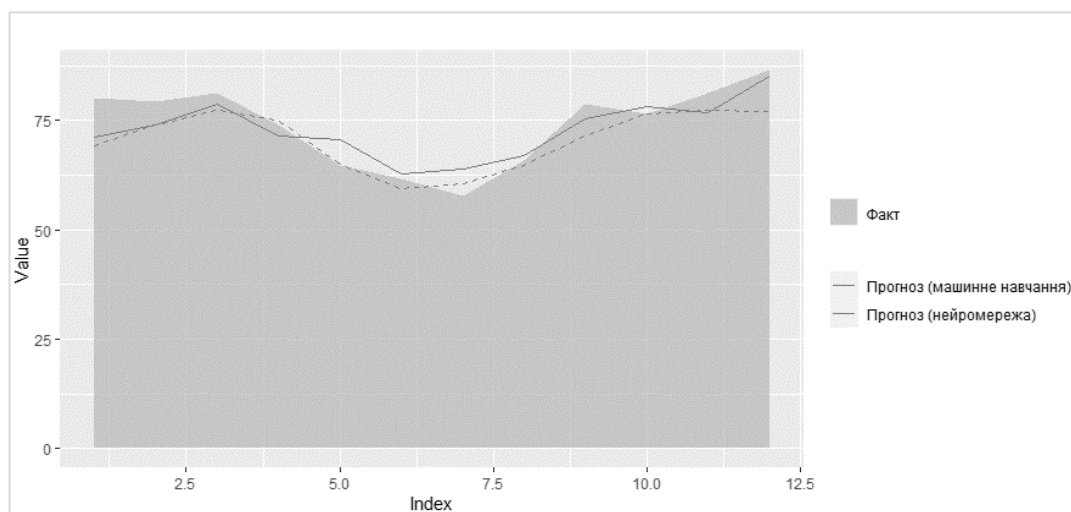


Рис. 3.29. Результати прогнозування методами нейронної мережі і методу «випадкових лісів» для часового ряду продажів фіточаю

Джерело: розроблено автором

Згідно побудованих прогнозів для препарату від кашлю, зігріваючого бальзаму та фіточаю, можна зробити висновки, що розбіжності між прогнозними та спостереженими даними продажів зазначених товарів виявилися тим більшими, чим

сильнішою була реакція даного ряду на пандемічні загрози (препарати від кашлю і бальзаму зігрівального), а ряд продажів чаю, який суттєво не змінився під впливом пандемії виявився більш прогнозованим.

Третя група рядів з «ламаним» трендом представлена рядом продажів нових автомобілів. Продажі автомобілів різко знижуються в перший місяць року, а потім поступово зростають до кінця року не виявляючи сезонних змін. В умовах пандемії спад виявився суттєво більшим, ніж у попередні роки, але протягом року динаміка ряду була подібною до передпандемічного періоду.

Ринок нових автомобілів, представлений місячними даними продажів у 2018-2020 рр. Ряд визначається зростаючим трендом протягом кожного року, але зі значними зниженнями продажів у перші місяці нового року. На рис. 3.30 відображено результати прогнозування часового ряду продажів автомобілів методом машинного навчання і за допомогою нейронної мережі. Структура часового ряду продажів зволожуючих крапель для очей виявилася подібною до зазначеного щойно ряду: суттєвий спад від початку пандемії і поступове зростання без виражених коливань у наступні періоди.

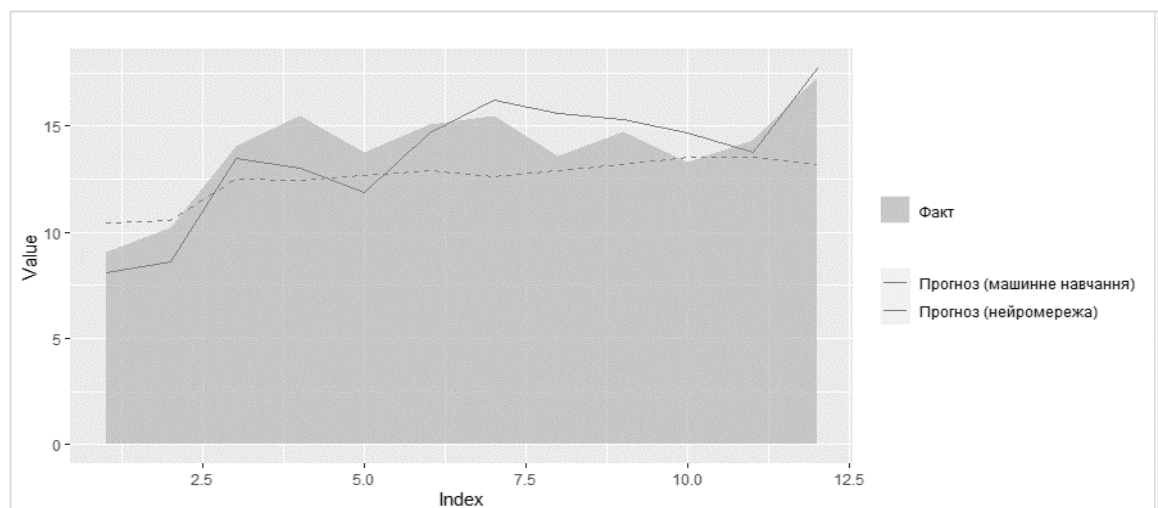


Рис. 3.30. Результати прогнозування методами нейронної мережі і методу «випадкових лісів» для часового ряду продажів автомобілів

Джерело: розроблено автором

Ринок зволожуючих крапель для очей, які застосовують при використанні лінз, показував поступове зростання в допандемічний період і суттєво «впав» з початком карантинних обмежень та переходом до віддаленого режиму роботи, потім поступово почав зростати не виявляючи сезонних коливань.

На рис. 3.31 відображено результати прогнозування для часового ряду продажів категорії крапель для очей методом машинного навчання і за допомогою нейронної мережі. Змодельовані незначні коливання ряду навколо основного тренду майже збігаються зі спостереженими даними.

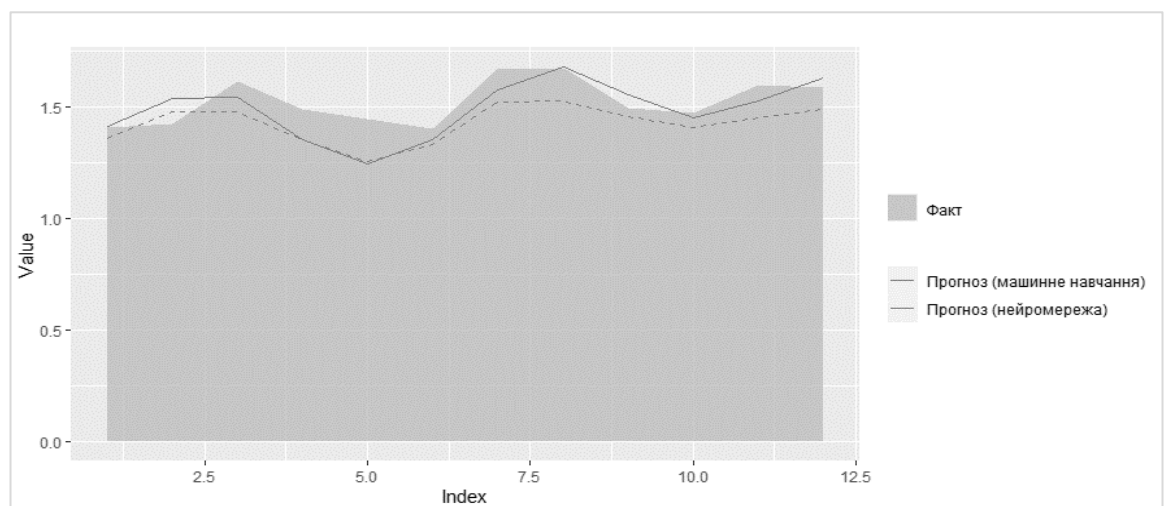


Рис. 3.31. Результати прогнозування методами нейронної мережі і методу «випадкових лісів» для часового ряду крапель для очей

Джерело: розроблено автором

3.4. Застосування інших кількісних методів прогнозування динаміки продажів товарів

Окрім зазначених методів нейронних мереж та методу «випадкових лісів», для моделювання і прогнозування розглянутих рядів, застосовано інші сучасні методи і підходи: метод sARIMAx, Facebook Prophet, квантильну регресію і SVM (Support Vector Regression)

Метод sARIMAx [4, 6, 25, 76] (який є окремим варіантом ARIMA моделей з екзогенними змінними і урахуванням сезонності) – є розширенням стандартної моделі ARIMA (авторегресійна інтегрована модель ковзаючих середніх), яка використовується для аналізу та прогнозування часових рядів.

Модель ARIMA є популярним інструментом в статистичному аналізі часових рядів, зокрема завдяки своїй здатності моделювати різні типи часових даних. sARIMAx широко використовується для прогнозування в областях, де дані показують як сезонні, так і несезонні коливання. Включення екзогенних змінних дає змогу аналізувати, як зовнішні фактори впливають на змінювання часових рядів. Модель можна умовно розкласти на такі складові:

- AR (авторегресія): цей компонент моделі використовує залежності між поточним спостереженням та декількома попередніми спостереженнями (затримками). Він описується параметром p , який визначає кількість затримок.

- I (інтеграція): цей компонент використовується для видалення нестационарності шляхом диференціювання даних. Параметр d визначає порядок диференціювання.

- MA (ковзне середнє): Цей компонент використовується для моделювання впливу помилок минулих прогнозів на поточні спостереження. Параметр q визначає кількість ковзаючих середніх термінів.

- s - Сезонність: sARIMAx включає сезонні компоненти, які дають змогу враховувати в моделі сезонні коливання даних. Це включає сезонні версії компонентів AR, I та MA з відповідними параметрами.

- X (екзогенні змінні): В модель можуть бути включені екзогенні або зовнішні змінні, які можуть вплинути на залежну змінну, але не є частиною часового ряду.

Facebook Prophet [20,44] є відкритим інструментом для прогнозування часових рядів, розробленим командою Facebook. Цей інструмент спеціально створений для вирішення широкого спектру проблем прогнозування часових рядів, включаючи ті, де дані містять відсутні значення, сезонні коливання, а також тренди змінного

характеру. Prophet легко адаптується до різних видів даних часових рядів, навіть, якщо ці дані містять нерегулярні інтервали, великі проміжки відсутності даних або великі сплески. Однією з ключових особливостей Prophet є його здатність декомпонувати часові ряди на складові: тренд, сезонність, та святкові/особливі події. Ця функція дає змогу детально аналізувати та розуміти внутрішні фактори, що впливають на поведінку даних.

Тренд у Prophet представлений у вигляді нелінійної кривої, що робить можливою адаптацію до різних, часто складних, варіацій у даних. Тренд може бути нелінійним залежно від характеру даних. Важливою особливістю Prophet є його спроможність враховувати вплив свят та інших особливих подій. Це особливо актуально для бізнесу та фінансових ринків, де такі події можуть суттєво вплинути на тренди та попит. Prophet також оснащений механізмом для автоматичного виявлення змін у трендах, що забезпечує адаптивність моделі до змінювання поведінки даних. Це робить його особливо цінним у ситуаціях, коли поведінка даних змінюється внаслідок непередбачуваних або незапланованих подій.

Квантильна регресія [57] є статистичним методом, який дає змогу досліджувати залежності між змінними на різних рівнях чи точках розподілу залежної змінної, а не лише на середньому рівні, як це робить звичайна лінійна регресія. На відміну від традиційної лінійної регресії, яка фокусується на прогнозуванні середніх значень, квантильна регресія дозволяє досліджувати, як незалежні змінні впливають на різні квантилі (наприклад, медіану, 25-й чи 75-й перцентилі) залежної змінної. Це особливо корисно у разі, коли розподіл залежної змінної є асиметричним або має тяжкі хвости.

Цей метод вперше був запропонований американським економістом Роджером Коенкером та Хільбертом Бассеттом у 1978 році. Квантильна регресія застосовується для моделювання та прогнозування в ситуаціях, де аналітики зацікавлені в розумінні впливу незалежних змінних не тільки на середнє значення залежної змінної, але й на інші аспекти її розподілу.

Традиційні методи, такі як лінійна регресія, можуть не враховувати важливі особливості розподілу, такі як асиметрія або викиди, що призводить до неточностей у моделі. Квантильна регресія, навпаки, дає можливість точнішого і нюансованого аналізу.

Support Vector Regression (SVR), як варіація методу опорних векторів (SVM), є потужним методом [2, 35, 47] машинного навчання, який використовується для задач регресії. Він розвиває концепції, використані у SVM для класифікації, але замість того, щоб спробувати відокремити класи за допомогою роздільної гіперплощини, SVR намагається знайти функцію, яка найкращим чином апроксимує залежність між незалежними (пояснювальними) та залежною (цільовою) змінними. SVR намагається знайти гіперплощину або набір гіперплощин у багатовимірному просторі, який найкращим чином описує залежність між даними.

Подібно до SVM для класифікації, SVR намагається максимізувати маржу навколо гіперплощини. Однак, у разі SVR, маржа розглядається як діапазон, в межах якого відбувається апроксимація. SVR використовує ядерні функції для обробки лінійно нероздільних даних. Це дозволяє SVR ефективно працювати у випадках, коли залежність між даними є складною та нелінійною.

Для порівняння різних прогнозів і оцінювання точності побудованих моделей скористаємося низкою статистичних показників. Використання різних оцінок похибок дає змогу глибше зрозуміти сильні та слабкі сторони кожної з моделей і визначити, яка з них найкраще підходить для потреб прогнозування показників, що мають різні динамічні характеристики [3, 11, 18, 43]. Мова йде про такі ключові індикатори:

- MAE (Середня Абсолютна Помилка): Вимірює середню абсолютну різницю між прогнозними та фактичними значеннями.
- MSE (Середньоквадратична Помилка): Вимірює середнє квадратичне відхилення між прогнозними та фактичними значеннями.

- RMSE (Корінь із Середньоквадратичної Помилки): Корінь із середньоквадратичної помилки.
- R^2 (Коефіцієнт Детермінації): Відображає, наскільки добре прогнози корелюють із реальними даними.
- MAPE (Середня Абсолютна Відсоткова Помилка): Вимірює середній відсоток, на який прогнози відрізняються від фактичних значень.
- MPE (Середній Відсоток Помилки): Середній відсоток, на який прогнози відрізняються від фактичних значень.
- MedianAE (Медіанна Абсолютна Помилка): Медіана абсолютних відхилень між прогнозними та фактичними значеннями.
- sMAPE (Симетрична Середня Абсолютна Відсоткова Помилка): Варіант MAPE, який враховує асиметрію помилок.
- sTotal – показник, який покаже відхилення суми за 2021 рік для прогнозу відносно фактичного значення. В більшості випадків бізнеси закладають план на рік вперед, тому загальна сума прибутку/продажів на наступний рік є важливим індикатором розвитку.

Результати проведеного аналізу для всіх часових рядів усіма методами відображено на рисунках 3.36-3.42, а інформація щодо якісних характеристик застосованих методів наведена у таблицях 3.3.-3.9.

Результати проведеного аналізу відображено в таблицях з порівняльними характеристиками показників якості прогнозування для кожного методу моделювання різних рядів даних. Для визначення точності проведеного аналізу скористаємось такими показниками, як MAE, MSE, RMSE, R^2 , MAPE, MPE, MedianAE, sMAPE, sTotal.

На рис. 3.32 представлено прогнозування динаміки часового ряду вітамінних комплексів на 2021 рік, а в табл. 3.4 – показники якості прогнозування.

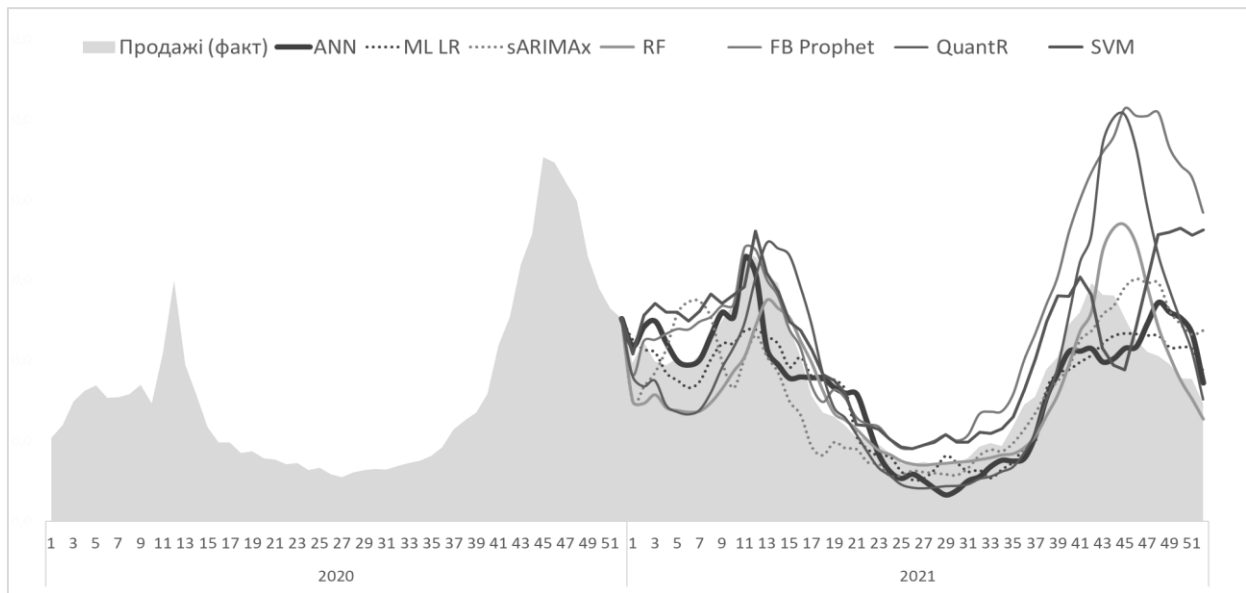


Рис. 3.32. Результати прогнозування для часового ряду вітамінних комплексів

Джерело: розроблено автором

Для часового ряду, який позначає собою продажі вітамінних комплексів, можна зробити такі висновки (табл. 3.4):

- ANN (Artificial Neural Network). Займає 2 місце за більшістю метрик, показуючи хороші результати. Високий R^2 .
- RF (Random Forest). Загалом показує найкращі результати за більшістю метрик (MAE, MSE, RMSE, R^2 , MAPE). Має досить високу точність та низькі помилки у прогнозах.
- ML LR (Machine Learning Linear Regression). Має середні показники за більшістю метрик, але кращі, ніж у попередній версії даних. Показує непогану загальну ефективність, але є менш точною, ніж лідери.
- FB Prophet. Добре справляється за більшістю метрик, особливо MAPE та sMAPE, що вказує на достовірність прогнозів. Займає третє місце за більшістю метрик, показуючи високу ефективність.

SVM, QuantR, sARIMAx Ці моделі займають нижчі позиції за більшістю метрик. sARIMAx має високий MPE, що може свідчити про великі відхилення у прогнозах.

Таблиця 3.3

Верифікація точності прогнозу часового ряду обсягів продажів вітамінних комплексів

Модель	MAE	MSE	RMSE	R ²	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	1,82	4,77	2,18	0,72	22,91	6,8	1,54	24,74	0,06
RF	1,67	4,20	2,05	0,77	18,69	8,9	1,41	20,24	0,10
ML LR	2,31	7,91	2,81	0,58	24,55	8,4	1,66	25,90	0,08
FB Prophet	1,95	6,63	2,58	0,65	18,75	7,4	1,63	20,07	0,08
sARIMAx	3,91	6,49	6,04	0,52	43,93	- 43,3	1,74	31,56	0,43
QuantR	3,08	17,63	4,20	0,64	34,07	0,2	2,20	33,67	0,08
SVM	2,47	11,88	3,45	0,58	29,94	- 26,1	1,70	24,49	0,21

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.33 представлено прогнозування динаміки часового ряду препаратів від випадіння волосся на 2021 рік. Для часового ряду, який позначає собою продажі препаратів від випадіння волосся, показники якості прогнозів представлені в табл. 3.5. На основі отриманих результатів можна зробити такі висновки:

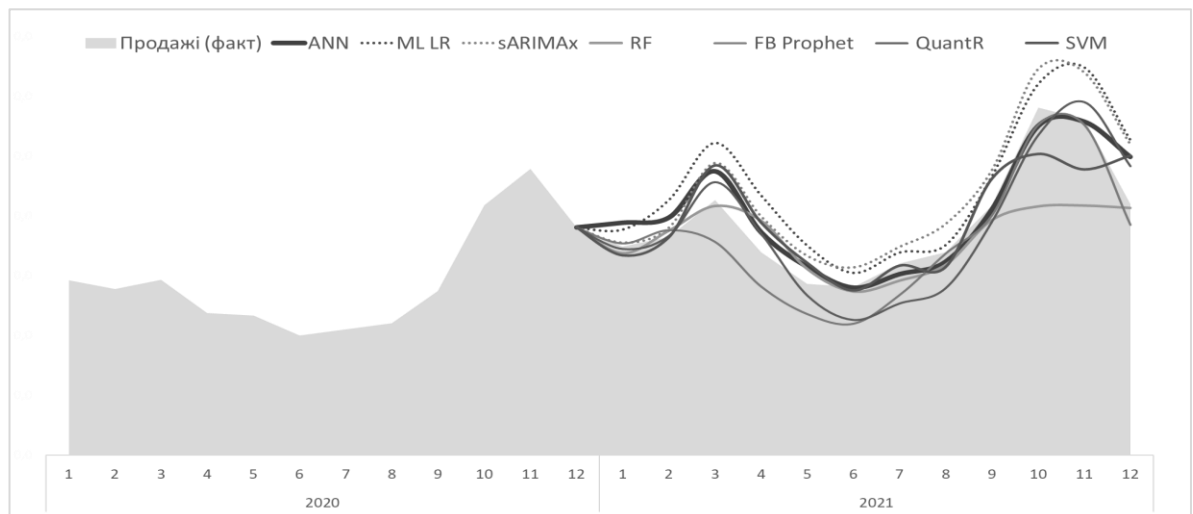


Рис. 3.33. Результати прогнозування для часового ряду продажів препаратів від випадіння волосся

Джерело: розроблено автором

Для часового ряду, який позначає собою продажі препаратів від випадіння волосся, можна зробити такі висновки (табл. 3.5):

- ANN (Artificial Neural Network). Загалом показує найкращі результати за більшістю метрик (MAE, MSE, RMSE, MAPE, sMAPE). Займає середні позиції за R^2 та MPE, що свідчить про непогану здатність до узагальнення,
- ML LR (Machine Learning Linear Regression). Показує найгірші результати за більшістю метрик, особливо за MAE, MSE, RMSE, MAPE, sMAPE. Хоча за R^2 вона займає середнє місце, загалом модель є менш ефективною порівняно з іншими.
- FB Prophet. Добре справляється за більшістю метрик, особливо R^2 , що свідчить про високу точність прогнозування. Не найкращі результати за MPE, що свідчить про деяку систематичну помилку в прогнозах.
- sARIMAx. Найкращий результат за R^2 , але середні показники за іншими метриками. Показує високу точність прогнозування, однак з певною похибкою.
- QuantR, SVM, RF (Random Forest). Ці моделі займають середні позиції за більшістю метрик. SVM вирізняється за sTotal, що свідчить про загальну збалансованість характеристик моделі. RF показує нижчі результати за R^2 , що вказує на меншу точність порівняно з іншими моделями.

Таблиця 3.4

**Верифікація точності прогнозу часового ряду обсягів продажів препарату
від випадіння волосся**

Модель	MAE	MSE	RMSE	R^2	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	0,14	0,03	0,18	0,89	7,39	-4,33	0,15	7,08	0,04
RF	0,21	0,11	0,33	0,63	9,35	4,86	0,11	10,01	0,07
ML LR	0,28	0,11	0,33	0,92	14,53	-14,53	0,28	13,28	0,14
FB Prophet	0,17	0,04	0,20	0,94	9,43	8,65	0,16	10,21	0,08
sARIMAx	0,25	0,08	0,28	0,96	12,64	-12,64	0,26	11,75	0,13
QuantR	0,18	0,04	0,21	0,88	9,76	3,61	0,15	10,20	0,03
SVM	0,20	0,06	0,25	0,72	9,45	-2,33	0,20	9,25	0,01

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.34 представлено прогнозування динаміки часового ряду препаратів від кашлю на 2021 рік.

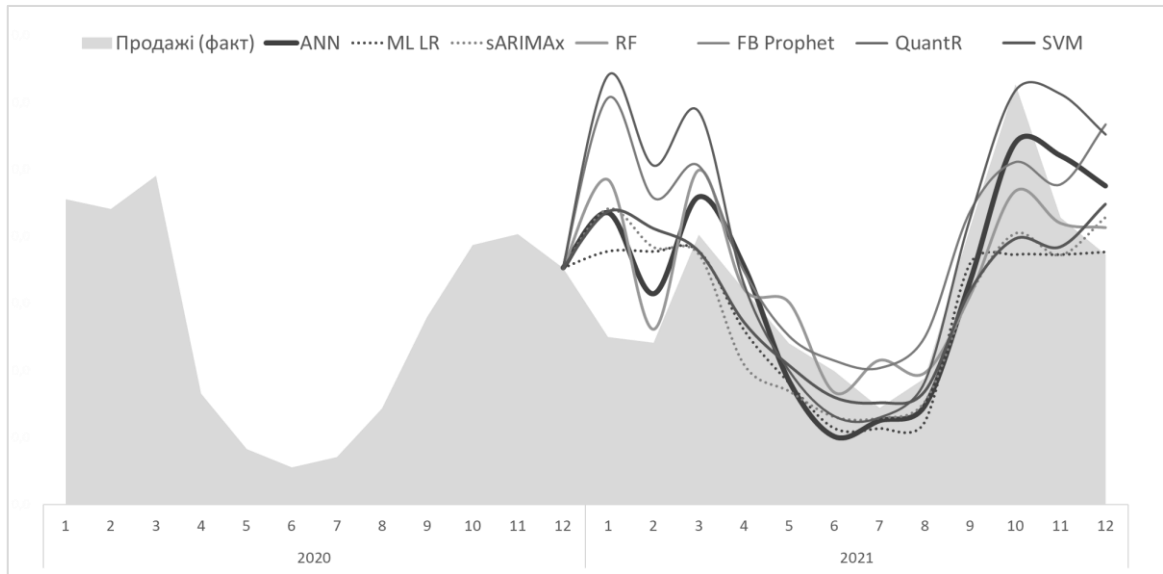


Рис. 3.34. Результати прогнозування для часового ряду препаратів від кашлю

Джерело: розроблено автором

Значне підвищення попиту на препарати від кашлю на початку пандемії суттєво погіршило прогнозування реального попиту у перші місяці 2021 року. Поступове повернення попиту на ці засоби до рівнів допандемічного періоду дали змогу зменшити розбіжності між реальними і прогнозними значеннями майже за всіма моделями. Для часового ряду, який позначає собою препарати від кашлю, можна зробити такі висновки (табл. 3.6):

- ANN (Artificial Neural Network). Лідер за MSE, RMSE та R^2 , вказуючи на її здатність ефективно узагальнювати дані та точно прогнозувати. Також має добрі показники за MAE та sMAPE.
- RF (Random Forest). Займає середні позиції за більшістю метрик, включаючи MAE, MSE, RMSE, та R^2 . Є надійною універсальною моделлю для прогнозування.
- ML LR (Machine Learning Linear Regression). Має низькі показники за більшістю метрик, особливо R^2 та sTotal, що вказує на меншу ефективність цієї моделі.

- FB Prophet. Показує найкращі результати за MAE та MAPE, що свідчить про високу точність та надійність прогнозів. Займає високі позиції також за MSE, RMSE та R^2 .

- sARIMAx. і QuantR Займають нижчі позиції за більшістю метрик, що вказує на неточність прогнозування цими методами.

- SVM (Support Vector Machine). Показує добрі результати за sTotal, що свідчить про її збалансованість у різних аспектах. Займає вищі позиції за MedianAE та sMAPE.

Таблиця 3.5

Верифікація точності прогнозу часового ряду обсягів продажів препаратів від кашлю

Модель	MAE	MSE	RMSE	R^2	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	1,54	3,06	1,75	0,68	26,66	- 3,0	1,53	26,26	0,04
RF	1,59	4,18	2,04	0,48	26,90	8,8	1,19	28,24	0,11
ML LR	1,83	4,90	2,21	0,40	29,86	4,8	1,39	29,75	0,08
FB Prophet	1,39	3,73	1,93	0,50	23,68	- 12,5	1,02	20,53	0,06
sARIMAx	2,06	8,24	2,87	0,38	36,76	- 33,7	1,20	27,42	0,26
QuantR	2,27	11,00	3,32	0,50	39,54	- 28,8	1,07	29,18	0,29
SVM	1,62	4,66	2,16	0,37	25,49	- 2,9	0,93	23,51	0,02

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.35 представлено прогнозування динаміки часового ряду зігріваючих бальзамів на 2021 рік.

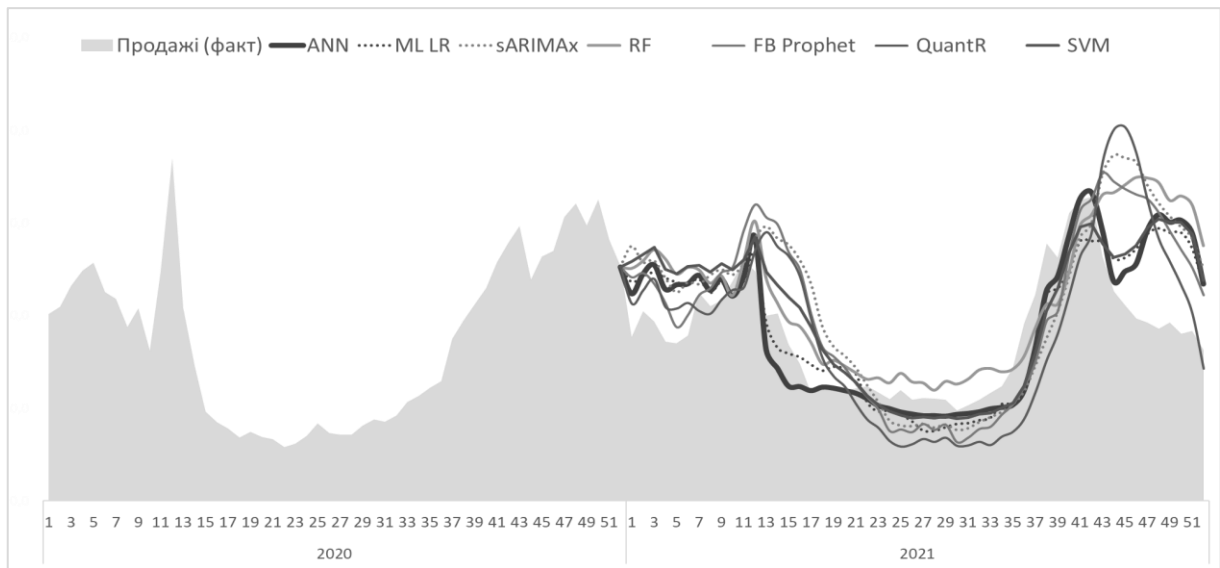


Рис. 3.35. Результати прогнозування для часового ряду зігрівачих бальзамів

Джерело: розроблено автором

Підвищений попит на зігрівачий бальзам наприкінці 2020 року призвів до суттєвого зміщення прогнозів відносно реальних даних наприкінці 2021 року. Найбільшу подібність до попереднього року відтворила нейронна мережа, але при цьому досить суттєво відхилилася від фактичних спостережених значень.

Також близькі до нейронної мережі результати показала технологія ML LR. Найбільші відхилення від реальних значень продемонстрували моделі сезонної авторегресії sARIMAX та квантильної регресії QuantR. Модель випадкового лісу протягом майже всього прогнозного періоду виявляла завищені прогнозні значення порівняно зі спостереженими.

Для часового ряду продажів зігрівачих бальзамів можна зробити такі висновки (табл. 3.7):

- ANN (Artificial Neural Network). Показує найкращі результати за більшістю метрик (MAE, MSE, RMSE, R^2 , MAPE, MedianAE, sMAPE), свідчаючи про високу точність та надійність прогнозів.
- RF (Random Forest). Займає друге місце за більшістю метрик, показуючи хорошу ефективність та точність у прогнозах.

- ML LR (Machine Learning Linear Regression). Має найнижчі показники за більшістю метрик, що вказує на її меншу ефективність порівняно з іншими моделями.

- FB Prophet. Має кращі результати за MPE, але за іншими метриками її показники є середніми. Це вказує на специфічні особливості моделі, які працюють краще в деяких сценаріях.

- sARIMAx. Показує середні результати за більшістю метрик, що робить її достатньо надійною для певних видів задач.

- QuantR. Показує низькі результати за більшістю метрик.

- SVM (Support Vector Machine). Показує добрі результати за більшістю метрик, що вказує на збалансованість моделі.

Таблиця 3.6

**Верифікація точності прогнозу часового ряду обсягів продажів зігрівачів
бальзамів**

Модель	MAE	MSE	RMSE	R ²	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	0,18	0,06	0,24	0,66	20,06	- 4,4	0,12	18,84	0,06
RF	0,20	0,06	0,24	0,59	23,05	- 4,3	0,16	22,11	0,05
ML LR	0,31	0,15	0,38	0,43	35,96	- 17,5	0,27	31,40	0,18
FB Prophet	0,26	0,12	0,34	0,47	29,27	- 24,6	0,16	24,35	0,22
sARIMAx	0,27	0,11	0,33	0,57	31,54	- 11,3	0,20	29,14	0,13
QuantR	0,30	0,14	0,37	0,43	34,63	- 1,2	0,23	35,05	0,04
SVM	0,23	0,08	0,28	0,58	26,17	- 12,3	0,19	23,61	0,13

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.36 представлено прогнозування динаміки часового ряду фіточаю на 2021 рік.

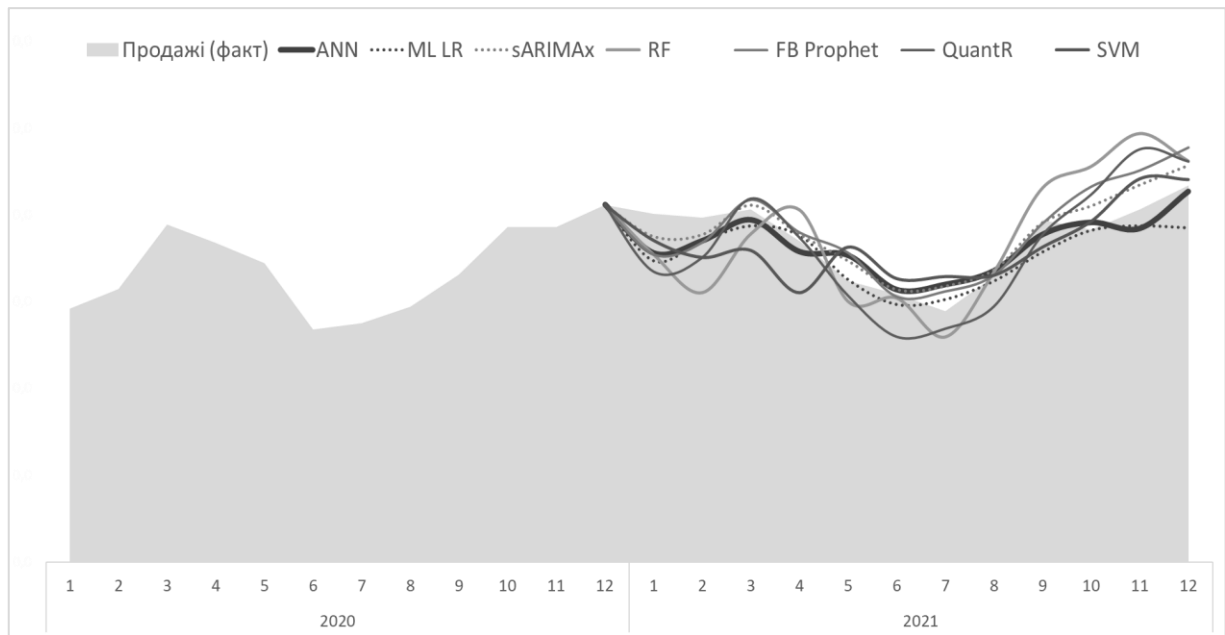


Рис. 3.36. Результати прогнозування для часового ряду фіточаю

Джерело: розроблено автором

Для часового ряду, який визначає обсяги продажів чаю, можна зробити такі висновки (табл. 3.8):

- ANN (Artificial Neural Network). Займає високі позиції за більшістю метрик, включаючи MAE, MSE, RMSE, R^2 , та sMAPE .
- RF (Random Forest). Показує добрі результати, зокрема за R^2 та MAPE, що вказує на її здатність ефективно узагальнювати дані.
- ML LR (Machine Learning Linear Regression). Показує найкращі результати за більшістю метрик, включаючи MAE, MSE, RMSE, R^2 , MAPE, та sMAPE. Це вказує на високу точність та ефективність моделі.
- FB Prophet. Має найнижчі показники за більшістю метрик, але показує найкращі результати за sTotal, що свідчить про її застосовність за певних специфічних умов.
- sARIMAx, SVM (Support Vector Machine). Ці моделі мають середні показники за більшістю метрик. sARIMAx показує кращі результати за MPE, тоді як SVM має кращі показники за MedianAE.

• QuantR. Займає нижчі позиції за більшістю метрик, що свідчить про його меншу ефективність у порівнянні з іншими моделями

Таблиця 3.7

Верифікація точності прогнозу часового ряду обсягів продажів чаю

Модель	MAE	MSE	RMSE	R ²	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	3,69	19,31	4,39	0,80	5,08	0,8	2,84	5,10	0,01
RF	4,06	28,18	5,31	0,81	5,24	4,0	3,25	5,44	0,04
ML LR	3,43	15,82	3,98	0,84	4,69	- 2,7	4,26	4,60	0,02
FB Prophet	8,11	94,93	9,74	0,57	10,62	- 0,7	6,56	10,58	0,01
sARIMAx	5,00	37,89	6,16	0,70	6,60	- 3,2	5,18	6,45	0,03
QuantR	6,73	61,62	7,85	0,74	9,09	2,7	6,23	9,30	0,02
SVM	6,07	48,64	6,97	0,45	8,31	0,8	6,65	8,42	0,01

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.37 представлено прогнозування динаміки часового ряду нових автомобілів на 2021 рік, який щорічно показує суттєве зниження продажів на початку кожного року (орієнтовно у період січня-лютого) з поступовим зростанням протягом усього року без виражених сезонних коливань. Таке зниження пов'язане як з погодними умовами, що ускладнюють утримання автомобіля та вимагають додаткових витрат на придбання зимових шин, так і з післясвятковим періодом, коли грошові запаси у споживачів зменшуються.

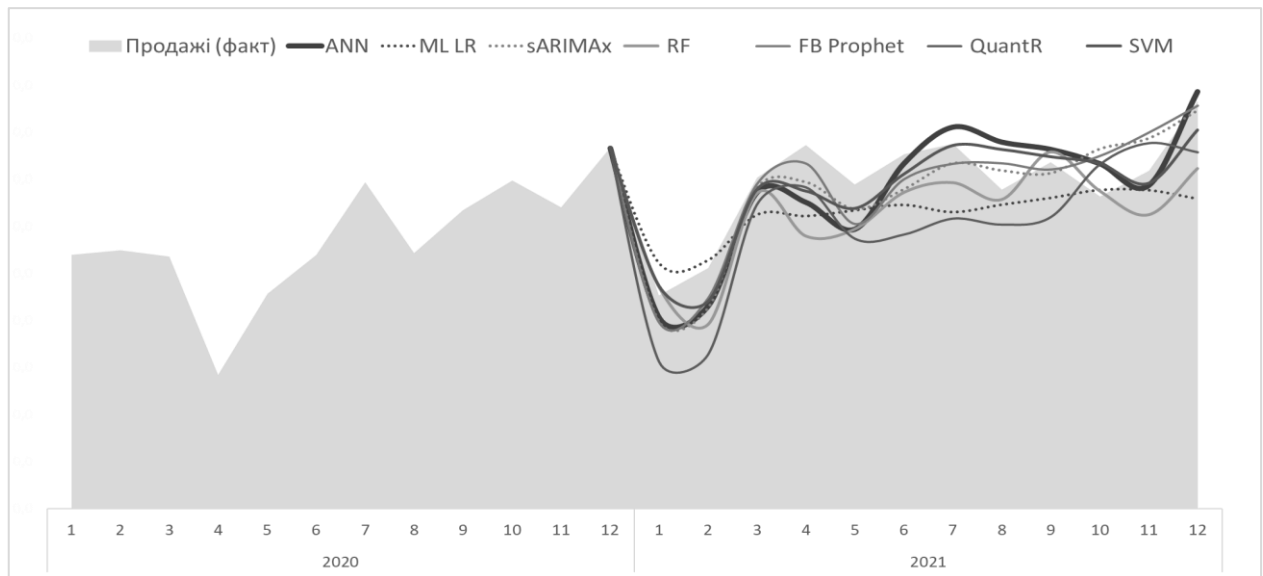


Рис. 3.37. Результати прогнозування для часового ряду продажів нових автомобілів

Джерело: розроблено автором

Найбільшу відповідність реальним значенням продемонстрували моделі SVM та FB Prophet і sARIMAX, а от нейромережа та ML LR показали меншу відповідність порівняно з раніше розглянутими часовими рядами, а найбільші розбіжності з реальними даними спостерігалися для моделей RF та квантильної регресії.

Для часового ряду, який позначає собою продажі автомобілів, можна зробити такі висновки (табл. 3.9):

- ANN (Artificial Neural Network) демонструє високу точність, особливо за R^2 , свідчаючи про здатність ефективно узагальнювати дані.
- RF (Random Forest) має середні показники, вказуючи на збалансовану, але не видатну точність.
- ML LR (Machine Learning Linear Regression). виділяється найвищим R^2 , підкреслюючи її ефективність у поясненні варіативності даних.
- FB Prophet та sARIMAX показують середні результати, що робить їх надійними але не надто точними варіантами для прогнозування.
- sARIMAX. Має добрі показники за більшістю метрик, зокрема за MSE, RMSE, та R^2 , що робить її надійною моделлю для прогнозування.

- QuantR. має найнижчі показники, вказуючи на обмежену точність.
- SVM (Support Vector Machine). виявляється найточнішою за більшістю метрик, особливо за MAE та MSE, з досить високим коефіцієнтом детермінації вказуючи на її високу загальну ефективність.

Таблиця 3.8

Верифікація точності прогнозу часового ряд обсягів продажів автомобілів

Модель	MAE	MSE	RMSE	R ²	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	1,13	1,74	1,32	0,79	8,56	2,51	0,83	8,78	0,10
RF	1,65	4,02	2,00	0,63	11,37	7,95	1,44	12,12	0,13
ML LR	1,10	1,47	1,21	0,80	8,40	3,28	1,08	8,59	0,07
FB Prophet	1,52	3,51	1,87	0,65	10,76	9,32	1,62	11,70	0,03
sARIMAx	1,00	1,27	1,13	0,83	7,69	2,30	1,08	7,81	0,06
QuantR	2,23	5,68	2,38	0,70	16,98	13,90	2,23	18,92	0,17
SVM	0,94	1,22	1,10	0,78	6,91	2,07	0,92	7,02	0,05

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.38 представлено прогнозування динаміки часового ряду крапель для очей на 2021 рік.

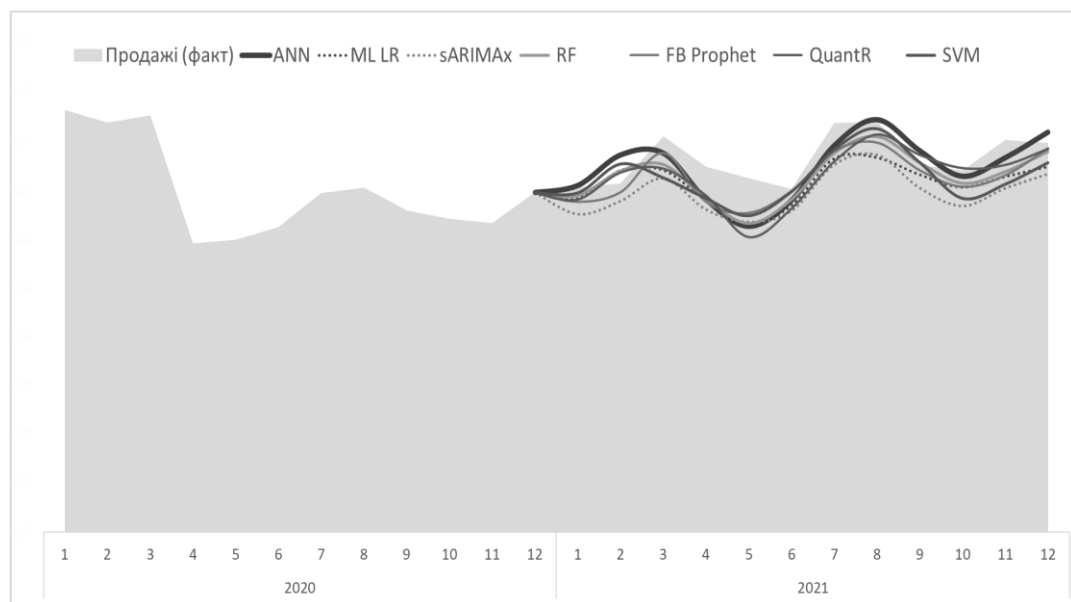


Рис. 3.38. Результати прогнозування для часового ряду крапель для очей

Джерело: розроблено автором

Як і в разі попереднього часового ряду трендова структура ряду зумовила досить точне прогнозування за всіма моделями. Для часового ряду, який визначає обсяги продажів крапель для очей, можна зробити такі висновки (табл. 3.10):

- ANN (Artificial Neural Network). Займає високі позиції за більшістю метрик, включаючи MAE, MSE, RMSE, R^2 , та sMAPE . ANN (Artificial Neural Network) демонструє досить високу точність з помірними значеннями за більшістю метрик, але не є лідером за коефіцієнтом детермінації. Це свідчить про хорошу здатність моделі до узагальнення, але з певними обмеженнями.

- RF (Random Forest) має середні значення за більшістю метрик, включаючи R^2 , що свідчить про збалансовану точність прогнозування, але також не виділяється як найкраща.

- ML LR (Machine Learning Linear Regression) показує найвищий коефіцієнт детермінації R^2 , що свідчить про здатність моделі пояснювати варіативність даних, незважаючи на високі значення помилок за іншими метриками. Це вказує на ефективність моделі в певних умовах.

- FB Prophet та sARIMAx займають середні позиції за більшістю метрик, включаючи R^2 , що робить їх надійними варіантами для прогнозування з певною точністю.

Таблиця 3.9

Верифікація точності прогнозу часового ряду продажів крапель для очей

Модель	MAE	MSE	RMSE	R^2	MAPE	MPE	MedianAE	sMAPE	sTotal
ANN	0,07	0,01	0,09	0,54	0,05	0,02	0,06	0,05	0,02
RF	0,11	0,01	0,12	0,56	0,07	0,06	0,12	0,07	0,04
ML LR	0,14	0,02	0,14	0,84	0,09	0,09	0,14	0,10	0,03
FB Prophet	0,08	0,01	0,10	0,6	0,05	0,05	0,06	0,06	0,05
sARIMAx	0,08	0,01	0,09	0,76	0,05	0,05	0,07	0,05	0,00
QuantR	0,09	0,01	0,11	0,5	0,06	0,05	0,07	0,06	0,00
SVM	0,09	0,01	0,11	0,46	0,06	0,05	0,10	0,06	0,00

Джерело: розроблено автором

Підсумовуючи результати кожної моделі:

- **Вітамінні комплекси:** загалом, RF та ANN показують найкращі результати, тоді як sARIMAx виявляється найменш ефективною серед розглянутих моделей. FB Prophet та ML LR мають середні показники, але з достатньою ефективністю для певних застосувань.

- Ряд продажів препарату від **випадіння волосся:** узагальнюючи, ANN і FB Prophet загалом показують найкращі результати, тоді як ML LR виявилася найменш ефективною. Інші моделі, такі як sARIMAx, QuantR, SVM, і RF, демонструють середні показники.

- Продажі препарату від **кашлю** – загалом, FB Prophet та ANN показують найкращі результати, тоді як ML LR та QuantR виявились менш ефективними.

- Зігріваючий **бальзам:** ANN та RF виявились найбільш ефективними, тоді як ML LR показала найгірші результати за більшістю метрик

- Продажі **чаю:** у цілому, ML LR виявилася найбільш ефективною моделлю за оновленими даними, тоді як FB Prophet показала найгірші результати за більшістю метрик, але має найкращі результати за sTotal

- Продажі **автомобілів** та **краплі для очей** : загалом, більшість моделей виявились доволі точними – кожна по своєму. Але от RF та QuantR показали найгірші результати.

Отже, якщо робити загальний зріс по застосованим методикам моделювання і прогнозування у дослідженні, то для моделювання і прогнозування продажів сезонних товарів в умовах пандемії найкращими виявились моделі:

- **ANN** (Artificial Neural Network). Показала себе як найкращу модель за більшістю метрик, включаючи MAE, RMSE, R^2 , MAPE, MedianAE, sMAPE, та sTotal. Це свідчить про високу точність та ефективність ANN у різних сценаріях.

- **RF** (Random Forest). Займає високі позиції за більшістю метрик. Це робить RF універсальною моделлю, яка добре підходить для різних завдань прогнозування.

- **SVM** (Support Vector Machine). Показує добрі результати за більшістю метрик, особливо за $sTotal$, що свідчить про її збалансованість та ефективність у різних умовах.

Найгіршими моделями для таких часових рядів виявилися QuantR. . В деяких випадках не забезпечили достатньої точності моделі sARIMAx та ML LR, які показали кращий результат для трендових моделей часових рядів.

- **ML LR** (Machine Learning Linear Regression). Показала високі результати за більшістю метрик, зокрема за MSE та RMSE. Хоча за R^2 та іншими метриками вона трохи поступається ANN, загалом ML LR є дуже ефективною.

- **FB Prophet**. Хоча ця модель має найгірші показники за більшістю метрик, вона показує добрі результати за $sTotal$. Це вказує на її відповідність щодо розв'язування специфічних типів задач прогнозування.

- **sARIMAx** і **QuantR** дають нижчі результати за більшістю метрик, що відображає обмежену ефективність у деяких сценаріях.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі дисертаційної роботи проведено комплексне експериментальне дослідження. Реалізовано основні етапи моделювання і прогнозування динаміки товарних ринків України в умовах пандемії. Вдосконалено методологічні підходи до аналізу динаміки товарних ринків України.

Для розглянутих в роботі товарних ринків запропоновано комплекс методів прогнозування динаміки продажів на основі верифікації прогностичних моделей та їхньої відповідності реальним процесам і точності передбачення.

Основні результати:

- Ідентифіковано структури часових рядів, що відображають обсяги продажів. Для цього проведено комплексний аналіз кожного початкового ряду даних та ряду його перших різниць за допомогою АКФ та спектрального методу Фур'є. АКФ

дозволила виявити залежності між значеннями в ряді на різних часових інтервалах, що сприяло глибшому розумінню внутрішньої структури даних та їх поведінки у часі. Спектральний метод, своєю чергою, дозволив представити ряди у частотній області, що дало змогу ідентифікувати основні частоти, які характеризують циклічність та сезонні коливання в даних. Декомпозиція даних дозволила виявити загальні тренди і сезонні коливання в поведінці різних категорій ринку. Загальні тренди відображають довгострокові тенденції зміни даних, які не залежать від короткострокових коливань. Це допомогло зрозуміти напрямки розвитку ринку та визначити основні фактори, що впливають на його змінювання.

- Побудовано прогнози обсягів продажів на основі даних до початку пандемії в 2020 році. Для цього використовувалися історичні дані до 2020 року, що дозволило створити модель, яка відображає ймовірний розвиток ринків у відсутності впливу пандемічної кризи. Порівняння цих прогнозів з фактичними даними 2020-2021 років дозволило оцінити вплив пандемії на ринки. Результати проведеного аналізу свідчать, як могли розвиватися ринки без впливу пандемічної кризи, порівняно з їх фактичним розвитком під впливом пандемії. Це дало можливість визначити ключові зміни в поведінкових закономірностях споживачів. Зокрема, виявлено значне зниження активності в певних секторах, зростання попиту на деякі категорії товарів і послуг, а також зміни у вподобаннях та звичках споживачів.

- Здійснено детальний прогноз за допомогою методу машинного навчання «випадкових лісів» і методу штучних нейронних мереж (ANN). Ключовим чинним, який враховувано в моделі як незалежна змінна-предиктор, є кількість випадків захворювання коронавірусом в Україні. Це дозволило врахувати вплив пандемії на змінювання динаміки часових рядів, які відображали обсягів продажів товарів. За цими двома алгоритмами побудовано два різні типи моделей – один з урахуванням маркетингової змінної (реклама), інший – без врахування цього показника. Модель з урахуванням маркетингової складової показала кращі результати, тому при

моделювання часових рядів продажів іншими способами також враховано цей предиктор.

- Розраховано додатково моделі і прогнози для інших часових рядів за допомогою таких методів: класична багатофакторна регресія, метод sARIMAX, Facebook Prophet, квантильна регресія, метод підтримуючих (опорних) векторів.

- Зроблено висновки згідно отриманих результатів верифікації прогнозів, а саме найкращими моделями визнано нейронні мережі і метод «випадкових лісів». За більшістю метрик вони показали найточніші результати. Крім того, доволі точні результати показала класична багатофакторна регресія. Метод опорних векторів і sARIMAX показали доволі середні результати прогнозування загалом. А от Facebook Prophet і квантильна регресія в контексті даного дослідження показали найгірші результати з точки зору точності прогнозу, що робить їх менш ефективними для здійснення моделювання і прогнозування товарних ринків в умовах пандемії.

Основні результати розділу опубліковані в наукових працях автора [90, 91, 98, 93, 96, 97].

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі проаналізовано зміни, що відбулися на ринках України протягом періоду 2020-2021 років та досліджено вплив пандемії COVID-19 на динаміку продажу різних категорій товарів (продовольчі товари, непродовольчі групи товарів, фармакологічні продукти, а також деякі ринки сфери послуг). Основна увага приділена розробці теоретико-методологічно та інформаційно-аналітичного забезпечення щодо моделювання та прогнозування поведінки ключових індикаторів (виручка в грошах або ж продажі товару в абсолютних значеннях) товарних ринків. Це дозволяє визначити стратегії, які допоможуть краще розуміти та передбачати тенденції розвитку ринків у надзвичайних умовах, зокрема, в умовах пандемії, з метою подальшої адаптації бізнес-процесів та оптимізації продуктових лінійок відповідно до нових реалій. Виконане наукове дослідження дало змогу сформулювати такі висновки:

1. На підставі аналізу розвитку теоретичних концепцій, які стосуються динаміки економічних перетворень, встановлено, що поняття «ринок» та «товарний ринок» зазнали значних змін протягом останніх століть, еволюціонували від простого «місця торгівлі» до важливого елемента як національної, так і глобальної економічної системи. Сучасний ринок виступає як центральна складова економічної системи, де ринкові відносини тісно переплітаються з регулювальними структурами. У контексті цієї широкої мережі, товарний ринок, як особлива категорія, характеризується наявністю товару як результату виробничого процесу і об'єкта комерційних операцій, пропонуючи суспільну вартість, що визначається через споживання. Вивчення еволюції товарних ринків звертається до концепції ринкової кон'юнктури, яка віддзеркалює унікальний економічний контекст ринку в конкретний часовий проміжок і слугує своєрідним індикатором його стану.

Визначення та аналіз факторів, що впливають на розвиток ринку, є ключовими для подальшого моделювання та прогнозування його динаміки.

2. Застосовуючи методологію комплексного аналізу в роботі визначено і систематизовано основні виклики, з якими стикнулись окремі суб'єкти (споживачі, малі та великі бізнеси) в період пандемії COVID-19 і наслідки цих викликів: повторні локдауни, перерви в ланцюгах поставок, зміни в споживацькій поведінці, коливання цін та валютних курсів, а також проблеми із зайнятістю. З позиції концепції «ринок - споживач», де ключовою фігурою є споживач, такий підхід дозволяє всебічно дослідити зміни на товарних ринках, оскільки ефективність функціонування ринку залежить не лише від наявності попиту на товари та послуги, а також стану пересічного покупця.

3. Сформовано інформаційно-аналітичне забезпечення комплексного оцінювання функціонування товарних ринків в умовах пандемії. В роботі представлено три групи товарів: продовольчі (чай, солодка вода, снеки), непродовольчі (товари побутової техніки, засоби індивідуального пересування, засоби гігієни) та медичні (фармацевтичні). Для забезпечення повноти дослідження розглядалися такі часові ряди обсягів продажів товарів, які мають різну структуру (трендові, тренд-сезонні, стаціонарні та нелінійні) і представляють різні товарні групи.

4. Обґрунтовано систему моделей для аналізу і прогнозування товарних ринків, що дало змогу оцінити зміни ринкової динаміки, передбачати потенційні темпи зростання або зниження обсягів продажів. Для реалізації системи передбачені такі етапи: розвідувальний аналіз на основі статистичних даних (формування бази, кластерний аналіз, візуальний аналіз, аналіз структури часових рядів), однофакторне моделювання, багатофакторне моделювання, верифікація точності прогнозів, відбір кращих моделей.

5. У роботі застосовано традиційні методи прогнозування (експоненціальне згладжування, метод Хольта-Вінтерса, sARIMA, множинна регресія, квантильна

регресія), а також сучасні інноваційні методи (sARIMAx, метод опорних векторів, Facebook Prophet, метод випадкових лісів, нейромережеве прогнозування). Цей інструментарій дозволив здійснити вибір оптимальних моделей для прогнозування динаміки часових рядів, забезпечуючи при цьому високий рівень точності передбачення. Такий підхід підкреслює важливість індивідуалізації методів прогнозування залежно від унікальних характеристик та умов

6. Адекватність та точність моделей прогнозування перевірено за допомогою методологічних підходів до проведення верифікації. Завдяки цьому, для кожного аналізованого типу товарного ринку ідентифіковано та відібрані специфічні методи моделювання, які забезпечили досить високу точність у відображенні прогнозованих трендів розвитку. Це дозволило не лише забезпечити високий рівень достовірності прогнозних оцінок, але й уможливило глибше розуміння специфіки впливу глобальних кризових явищ на динаміку конкретних товарних ринків.

7. У ході виконання дисертаційної роботи здійснено глибокий аналіз впливу пандемії COVID-19 на товарні ринки. Отримані результати надають розуміння механізмів взаємодії між зміною споживчих уподобань у період глобальних криз та їх впливом на попит та пропозицію, відкриваючи нові перспективи для маркетологів, стратегів ринку, розробників політик та академічної спільноти у контексті адаптації до мінливих економічних умов. Інтеграція міждисциплінарних підходів та інноваційних аналітичних методологій в роботі дає змогу розробити надійні прогностичні моделі, що можуть слугувати основою для прийняття обґрунтованих рішень у сфері управління товарними ринками. Особлива увага приділяється необхідності глибшого аналізу взаємозв'язків між економічними, соціальними та епідеміологічними факторами, що вимагає подальшого розширення дослідницьких рамок та використання комплексних моделей для прогнозування майбутніх тенденцій на товарних ринках.

8. Результати проведеного дослідження мають важливе практичне значення не тільки для теоретичного розуміння механізмів функціонування ринків у кризових

умовах, але й для розробки ефективних стратегій управління та адаптації бізнесу до нових викликів, що ставить глобальна пандемія. Прогнозування, яке широко застосовується при дослідженні товарних ринків, дає змогу підприємцям на основі передбачення майбутнього попиту на товари та послуги визначати обсяги виробництва та обсяги запасів, а бізнес-структурам оптимізувати постачання, керувати запасами та уникати нестачі або надлишку товарів. Передбачення попиту на товари і послуги в умовах кризи сприяє розробці ефективних маркетингових стратегій та формуванню планів продажів товарів для бізнес-структур. Враховуючи динамічний характер сучасних економічних процесів, представлене дослідження закладає фундамент для подальших аналітичних розробок у цій сфері, удосконалює методологію комплексного оцінювання впливу пандемії на стан та розвиток товарних ринків, формує надійне інформаційно-аналітичне забезпечення аналізу та прогнозування економічних та соціальних наслідків глобальних змін.

9. Проведене дослідження надає можливості для подальшого розвитку і вдосконалення. Отримані результати можуть бути підґрунтям для перспективних досліджень, а саме поглибленого аналізу фактору пандемії з урахуванням набутого сучасного досвіду, зокрема впливу вакцинації населення на змінювання рівня захворюваності, застосування кластеризації часових рядів для поглибленого аналізу просторово-часових закономірностей, інтеграції алгоритмів штучного інтелекту в процес моделювання, залучення альтернативних джерел даних (BigData, трафік на сайти, інформація з соцмереж тощо). Розширення інструментів дослідження та їх інформаційно-аналітичного забезпечення дозволить формувати удосконалені комплексні моделі, враховувати особливості поведінки споживачів, зміни у попиті та пропозиції в режимі реального часу. Такі підходи сприятимуть оперативному виявленню трендів та змін на товарних ринках, що, у свою чергу, має забезпечити гнучкість і точність прийняття управлінських рішень в умовах нестабільного ринкового середовища.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A Comparative Analysis of the Spanish Flu 1918 and COVID-19 Pandemics / A. Agrawal та ін. The Open Public Health Journal. 2021. Т. 14, № 1. С. 128–134. URL: <https://doi.org/10.2174/1874944502114010128>.
2. A Comparison Between Deep Learning and Support Vector Regression Techniques Applied to Solar Forecast in Spain / M. Lima та ін. Journal of Solar Energy Engineering. 2021. Т. 144, № 1. URL: <https://doi.org/10.1115/1.4051949>.
3. A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series / W.-C. Wang та ін. Journal of Hydrology. 2009. Т. 374, № 3-4. С. 294–306. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.06.019>.
4. Ampountolas A. Modeling and Forecasting Daily Hotel Demand: A Comparison Based on SARIMAX, Neural Networks, and GARCH Models. Forecasting. 2021. Т. 3, № 3. С. 580–595. URL: <https://doi.org/10.3390/forecast3030037>.
5. An extensive experimental survey of regression methods / M. Fernández-Delgado та ін. Neural Networks. 2019. Т. 111. С. 11–34. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.12.010>.
6. Arunraj N. S., Ahrens D., Fernandes M. Application of SARIMAX Model to Forecast Daily Sales in Food Retail Industry. International Journal of Operations Research and Information Systems. 2016. Т. 7, № 2. С. 1–21. URL: <https://doi.org/10.4018/ijoris.2016040101>.
7. Basic Regression. TensorFlow for R. URL: <https://tensorflow.rstudio.com/tutorials/keras/regression>.
8. Berbenni E., Colombo S. The impact of pandemics: revising the Spanish Flu in Italy in light of models' predictions, and some lessons for the Covid-19 pandemic. Journal of Industrial and Business Economics. 2021. Т. 48, № 2. С. 219–243. URL: <https://doi.org/10.1007/s40812-021-00182-1>.

9. Butwall M. Data Normalization and Standardization: Impacting Classification Model Accuracy. *International Journal of Computer Applications*. 2021. Т. 183, № 35. С. 6–9. URL: <https://doi.org/10.5120/ijca2021921669>.
10. Changes in shopping habits during COVID-19 / E. H. Gündeş та ін. *SN Business & Economics*. 2023. Т. 3, № 3. URL: <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00453-0>.
11. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*. 2021. Т. 7. С. e623. URL: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>.
12. Chuiko G. P., Dvornik O. V., Darnapuk Y. S. Комбінована обробка даних самостійного моніторингу рівня глюкози в крові. *Medical informatics and engineering*. 2019. № 3. С. 59–68. URL: <https://doi.org/10.11603/mie.1996-1960.2019.3.10433>.
13. Classical Machine Learning Methods in Economics Research: Macro and Micro Level Examples / V. Babenko та ін. *WSEAS TRANSACTIONS ON BUSINESS AND ECONOMICS*. 2021. Т. 18. С. 209–217. URL: <https://doi.org/10.37394/23207.2021.18.22>
14. COVID-19 and Spanish Flu Pandemics – Similarities and Differences. *Journal of Pharmacology & Pharmaceutical Research*. 2020. Т. 3, № 3. URL: <https://doi.org/10.31038/jppr.2020332>.
15. Derbentsev V., Bezkorovainyi V., Ovcharenko A. Modeling of short-term dynamics of foreign exchange rates using deep neural networks. *Scientific Bulletin of the Odessa National Economic University*. 2020. Т. 3-4, № 276-277. С. 153–163. URL: <https://doi.org/10.32680/2409-9260-2020-3-4-276-277-153-163>.
16. Dzhalladova I., Kaminsky O., Lutyj O. The impact of the consequences of the Covid-19 pandemic on the social security of Ukraine. *Access Journal - Access to Science, Business, Innovation in the digital economy*. 2021. Т. 2, № 3. С. 252–260. URL: [https://doi.org/10.46656/access.2021.2.3\(4\)](https://doi.org/10.46656/access.2021.2.3(4)).

17. Fedorchenko A., Kulyk A., Ponomarenko I. Features of the clusterization method application in marketing research of the pharmaceutical market of Ukraine. *Marketing and Digital Technologies*. 2023. T. 1, № 7. C. 7–28. URL: <https://doi.org/10.15276/mdt.7.1.2023.1>
18. Fildes R. The evaluation of extrapolative forecasting methods. *Long Range Planning*. 1993. T. 26, № 1. C. 151. URL: [https://doi.org/10.1016/0024-6301\(93\)90281-j](https://doi.org/10.1016/0024-6301(93)90281-j).
19. Finn T. The flu that wasn't Spanish - History of government. *Gov.uk*. URL: <https://history.blog.gov.uk/2018/09/13/the-flu-that-wasnt-spanish/>.
20. Forecasting in R with Prophet. *Mode.com*. URL: https://mode.com/example-gallery/forecasting_prophet_r_cookbook.
21. Free Weather API. *Open-Meteo*. URL: <https://open-meteo.com>.
22. Galasso J., Cao D. M., Hochberg R. A random forest model for forecasting regional COVID-19 cases utilizing reproduction number estimates and demographic data. *Chaos, Solitons & Fractals*. 2022. T. 156. C. 111779. URL: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2021.111779>.
23. Google Trends. URL: <https://trends.google.com/trends>.
24. Günther F., Fritsch S. neuralnet: Training of Neural Networks. *The R Journal*. 2010. T. 2, № 1. C. 30. URL: <https://doi.org/10.32614/rj-2010-006>.
25. Hong N., Lee Y., Lee T. Predicting time series data using Hybrid Hybrid SARIMAX-LSTM algorithm. *Journal of the Korean Data And Information Science Society*. 2023. T. 34, № 5. C. 697–709. URL: <https://doi.org/10.7465/jkdi.2023.34.5.697>.
26. How Neural Networks are used for Regression in R Programming? *GeeksforGeeks.com*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/how-neural-networks-are-used-for-regression-in-r-programming>.
27. Hrebenovych S., Sinitsyna R. Sales Forecasting for Enterprise Resource Planning Systems. *NaUKMA Research Papers. Computer Science*. 2020. T. 3. C. 121–126. URL: <https://doi.org/10.18523/2617-3808.2020.3.121-126>.

28. Interfax-Ukraine. Рівень страху українців на початку епідемії значно вищий, ніж був в Італії, - нове дослідження GfK Ukraine. Інтерфакс-Україна. URL: <https://interfax.com.ua/news/general/650961.html>.
29. K. Dhana Sree D., C. Shoba Bindu D. Data Analytics: Why Data Normalization. International Journal of Engineering & Technology. 2018. Т. 7, № 4.6. С. 209. URL: <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.6.20464>.
30. MediaSapiens. Google: Українці почали більше купувати товари в інтернеті за час пандемії. Детектор Медіа. URL: <https://ms.detector.media/trendi/post/28246/2021-10-04-google-ukraintsi-pochaly-bilshe-kupuvaty-tovary-v-interneti-za-chas-pandemii>.
31. Medium- and long-term runoff forecasting based on a random forest regression model / C. Shijun та ін. Water Supply. 2020. Т. 20, № 8. С. 3658–3664. URL: <https://doi.org/10.2166/ws.2020.214>.
32. Mussumeci E., Codeço Coelho F. Large-scale multivariate forecasting models for Dengue - LSTM versus random forest regression. Spatial and Spatio-temporal Epidemiology. 2020. Т. 35. С. 100372. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sste.2020.100372>.
33. neuralnet: Train and Test Neural Networks Using R | DataScience+. datascienceplus.com. URL: <https://datascienceplus.com/neuralnet-train-and-test-neural-networks-using-r>.
34. Nielsen: як пандемія вірусу COVID-19 вплинула на зміни у споживчих настроях. Асоціація ритейлерів України. URL: <https://rau.ua/novyni/nielsen-covid-19-nastroyi>.
35. Pai P.-F., Hong W.-C. A recurrent support vector regression model in rainfall forecasting. Hydrological Processes. 2007. Т. 21, № 6. С. 819–827. URL: <https://doi.org/10.1002/hyp.6323>.
36. Petropoulos F., Makridakis S. Forecasting the novel coronavirus COVID-19. PLOS ONE. 2020. Т. 15, № 3. С. e0231236. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0231236>.

37. Predictive Models for Forecasting Public Health Scenarios: Practical Experiences Applied during the First Wave of the COVID-19 Pandemic / J. M. Martin-Moreno та ін. International Journal of Environmental Research and Public Health. 2022. T. 19, № 9. С. 5546. URL: <https://doi.org/10.3390/ijerph19095546>.
38. Regression Artificial Neural Network. uc-r.github.io. URL: https://uc-r.github.io/ann_regression.
39. Rudenko O., Bezsonov O., Romanyk O. Neural network time series prediction based on multilayer perceptron. Development Management. 2019. T. 17, № 1. С. 23–34. URL: [https://doi.org/10.21511/dm.5\(1\).2019.03](https://doi.org/10.21511/dm.5(1).2019.03).
40. Shinoda S. COVID-19 and Spanish Flu, the Representative Pandemics of the 21st and 20th Centuries. Journal of Disaster Research. 2022. T. 17, № 1. С. 65–72. URL: <https://doi.org/10.20965/jdr.2022.p0065>.
41. Singh D., Singh B. Investigating the impact of data normalization on classification performance. Applied Soft Computing. 2020. T. 97. С. 105524. URL: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105524>.
42. Srivastava A. K. Short Term Load Forecasting using Regression Trees: Random Forest, Bagging and M5P. International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. 2020. T. 9, № 2. С. 1898–1902. URL: <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/152922020>.
43. Teke A., Yıldırım H. B., Çelik Ö. Evaluation and performance comparison of different models for the estimation of solar radiation. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2015. T. 50. С. 1097–1107. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.05.049>.
44. The Comprehensive R Archive Network. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/prophet/prophet.pdf>.
45. Tyralis H., Papacharalampous G. Variable Selection in Time Series Forecasting Using Random Forests. Algorithms. 2017. T. 10, № 4. С. 114. URL: <https://doi.org/10.3390/a10040114>.

46. Ukraine: Coronavirus Pandemic Country Profile - Ukraine. Our World in Data. URL: <https://ourworldindata.org/coronavirus/country/ukraine>.
47. Yu P.-S., Chen S.-T., Chang I.-F. Support vector regression for real-time flood stage forecasting. *Journal of Hydrology*. 2006. Т. 328, № 3-4. С. 704–716. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.01.021>.
48. Zavalii T., Lehenchuk S. Google Trends as a digital marketing tool: methodical aspects. *Marketing and Digital Technologies*. 2023. Т. 1, № 7. С. 52–68. URL: <https://doi.org/10.15276/mdt.7.1.2023.4>.
49. Zyma, O., Guryanova, L., Gavkalova, N., Chernova, N., Nekrasova, O. The application of machine learning methods in determining attractive development directions for tourism businesses. *Intellectual Economics*. 2022. №16(1), С. 151-165. URL: <https://doi.org/10.13165/IE-22-16-1-09>
50. Акімова Л. М. Товарний ринок та його інфраструктура. Сталий розвиток підприємств, регіонів, країн : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Дніпропетровськ, 5 лип. 2012 р.
51. Албанський І. Дослідження інформативності алгоритмів процесорів обчислення автокореляційних функцій. *Вісник ТНТУ*. 2012. Т. 16, № 3. С. 227–236.
52. Аналіз моделі поведінки домогосподарств в Україні напередодні та в умовах поширення COVID-19/ Белова І. та ін. *Вісник Сумського державного університету*. 2020. № 4. С. 112–120. URL: <https://doi.org/10.21272/1817-9215.2020.4-13>.
53. Аналіз прогнозів впливу пандемії коронавірусу на економіку України та сусідніх країн / Бояринова К. О. та ін. *Бізнес Інформ*. 2020. Т. 7, № 510. С. 6–15. URL: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2020-7-6-15>.
54. Балук Н., Бук Л., Дайновський Ю. Пандемія як фактор зміни купівельної поведінки споживачів. *Маркетингові технології в умовах глобалізації економіки України : матеріали XV міжнар. науково-практ. конф., м. Хмельницький, 26–28 листоп. 2020 р. Хмельницький, 2020. С. 5–7.*

55. Бережний Я. Споживчий ринок і карантин "COVID-19" в Україні. Ефективна економіка. 2020. № 9. URL: <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2020.9.64>.
56. Берідзе Т.М., Бараник З.П. Моделювання пандемії COVID-19 в Україні. Trade and market of Ukraine. 2021. № 49 (1) 2021. С. 9–17. URL: <https://doi.org/10.33274/2079-4762-2021-49-1-9-17>.
57. Бідюк П. Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів. Системні дослідження та інформаційні технології : міжнародний науково-технічний журнал. 2003. Т. 3. С. 88–110.
58. Біль М.М. Споживча поведінка населення України: рефлексії на пандемію COVID-19. Соціально-економічні проблеми сучасного періоду України. 2021. № 3(149). С. 9–15. URL: <https://doi.org/10.36818/2071-4653-2021-3-2>.
59. Борис Марков, АТБ: Споживач вже ніколи не буде таким, як до карантину. Асоціація ритейлерів України. URL: <https://rau.ua/personalii/borys-markov-atb-spozhyvach>.
60. Боровик Т., Дернова І. Вплив COVID-19 на стан малого та середнього бізнесу в Україні та Європі. Бізнес, інновації, менеджмент: проблеми та перспективи: матеріали III Міжнар. наук.-практ. конф., м. Київ, 16 січ. 2022 р. Київ, 2022. С. 170–172.
61. Бочко О.Ю., Кожушок Н. Дослідження поведінки споживачів в умовах COvid-19 та вплив на них трендів маркетингу. Приазовський економічний вісник. 2021. № 2(25). URL: <https://doi.org/10.32840/2522-4263/2021-2-12>.
62. Вечірка в смартфоні. Як пандемія та війна вплинули на сервіси доставки їжі?. Vector. URL: <https://vctr.media/ua/yak-pandemiya-ta-vayina-vplynuly-na-dostavku-yizhi-151337>.
63. Вплив COVID-19 на менструальний цикл / О. Корчинська та ін. Проблеми клінічної педіатрії. 2021. Т. 4. С. 35–41. URL: <https://doi.org/10.24144/1998-6475.2021.54.35-41>.

64. Вплив пандемії COVID-19 на фарминок. Аптека online. URL: <https://www.apteka.ua/article/615423>.
65. Гаспарян С. COVID-19: основні тенденції споживчої поведінки. KPMG. URL: <https://kpmg.com/ua/uk/home/media/press-releases/2020/07/osnovni-tendentsiyi.html>.
66. Гнатенко М. Поведінка споживача : конспект лекцій для студентів бакалавріату всіх форм навчання спеціальностей 073 – Менеджмент, 281 – Публічне управління та адміністрування. Харків : ХНУМГ ім. О. М. Бекетова., 2019. 53 с.
67. Гончаренко Н. Реорганізація ресторанного бізнесу в умовах пандемії коронавірусу COVID-19. Держава та регіони. Серія: Економіка і бізнес. 2021. № 3(120). URL: <https://doi.org/10.32840/1814-1161/2021-3-6>.
68. Даниленко-Кульчицька В. Вплив пандемії COVID-19 на туристичний ринок світу та України. Причорноморські економічні студії. 2020. № 58. URL: <https://doi.org/10.32843/bses.58-20>.
69. Дзуліт З., Сокульській Н.. Корпоративна соціальна відповідальність бізнесу як маркетинговий інструмент в умовах пандемії. Modern Economics. 2020. Т. 23, № 1. С. 50–55. URL: [https://doi.org/10.31521/modecon.v23\(2020\)-08](https://doi.org/10.31521/modecon.v23(2020)-08).
70. Державна підтримка бізнесу. Дія Бізнес. URL: <https://export.gov.ua/242-derzhavna-pidtrimka-biznesu>.
71. Державна служба статистики. Державна служба статистики. URL: <https://www.ukrstat.gov.ua/>.
72. Дудко В. Ринок доставки їжі шалено ріс на пандемійних стероїдах. Війна його обвалила. Як виживають Glovo, Zakaz та Bolt – Forbes.ua. URL: <https://forbes.ua/inside/rinok-dostavki-izhi-shaleno-ris-na-pandemiynikh-steroidakh-viyna-yogo-obvalia-yak-vizhivayut-glovo-zakaz-ta-bolt-02052022-5762>.
73. Дячун О. «Аналіз світових товарних ринків» для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти усіх форм навчання за освітньо-професійною програмою «Підприємництво, торгівля та біржова діяльність» галузі знань 07

«Управління та адміністрування» спеціальності 076 «Підприємництво, торгівля та біржова діяльність» : опорний конспект лекцій. Тернопіль : ТНТУ, 2022. 86 с..

74. Економічна правда. Як COVID-19 вплинув на морський бізнес. Економічна правда. URL: <https://www.epravda.com.ua/columns/2020/04/1/658814/>.

75. Євтушевська О. В. Особливості поведінки споживачів на ринку в сучасних умовах. Інвестиції: практика та досвід. 2016. № 20. С. 22–24.

76. Ємел'яненко Т., Ружицька Ю. Використання програмного забезпечення аналізу та прогнозування рядів динаміки для побудови прогнозів продажів ресторану. Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій. 2021. Т. 25. URL: <https://doi.org/10.15421/432106>.

77. Закупівля апаратів ШВЛ та збір коштів: як бізнес допомагає боротися з COVID-19. Економічна правда. URL: <https://www.epravda.com.ua/news/2020/04/1/658825/>.

78. Захворюваність на інфекційні хвороби у 2022 році знизилася на 36% порівняно з 2021 роком. Міністерство охорони здоров'я України. URL: <https://moz.gov.ua/article/news/zahvorjuvanist-na-infekcijni-hvorobi-u-2022-roci-znizilasja-na-36-porivnjano-z-2021-rokom>.

79. Зражевська Н. Метод згладженої автокореляційної функції для прогнозування варіації гетероскедастичних часових рядів. Системні дослідження та інформаційні технології. 2015. Т. 3. С. 97–108.

80. Ільчук О., Миськів Г. Тенденції зміни поведінки споживачів під час кризових явищ в економіці України та країн Європи. Економіка та суспільство. 2023. № 49. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-49-2>.

81. Інформаційна система прогнозування продажів будівельних матеріалів / Семків М. та ін. Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Інформаційні системи та мережі. 2023. Т. 13. С. 1–23. URL: <https://doi.org/10.23939/sisn2023.13.001>.

82. Карпова М., Паска М. Вплив пандемії коронавірусу COVID-19 на ресторанний бізнес в Україні. Сучасні тенденції розвитку індустрії гостинності : зб. тез. II Міжнар. наук.- практ. конф., м. Львів, 28 груд. 2021 р. Львів, 2021. С. 40–42.
83. Катуніна О.С., Кваша Н.С. Прогнозне моделювання рівня інфляції в Україні на базі інструментів машинного навчання. Збірник наукових праць "Моделювання та інформаційні системи в економіці". Випуск 101. 2021. с. 93-116.
84. Коваленко В. Теоретичні аспекти кон'юктури товарного ринку в системі маркетингу. Актуальні проблеми сучасної наукової думки : матеріали Науково-практ. конф. молодих уч., м. Київ, 14 жовт. 2014 р. Київ, 2014. С. 40–41..
85. Ковальов А. І. Проблеми кон'юнктурних досліджень ринків товарів та послуг в Україні: монографія. Одеса : Атлант, 2010. 266 с.
86. Козаченко О. Вплив пандемії COVID-19 на сучасний ресторанний бізнес. Наукові здобутки молоді – вирішенню проблем харчування людства у XXI столітті : матеріали 88 Міжнар. наук. конф. молодих уч., аспірантів і студентів, м. Київ, 1 квіт. 2022 р. Київ, 2022. С. 173.
87. Косар Н., Кузьо Н., Косар О.. Маркетингова діяльність підприємств на ринку експрес-доставки України. 2023. Т. 2023, № 2. С. 180–187. URL: <https://doi.org/10.23939/smeu2023.02.180>.
88. Кочкодан В. Теоретичні аспекти прогнозування структурних характеристик капіталу підприємства. Інноваційна економіка. 2014. Т. 2. С. 48–53.
89. Кривчик Г. Г. Коронавірус і політична «турбулентність» в Україні у 2020 році. *Universum Historiae et Archeologiae*. 2021. Т. 4(29), № 1. С. 66–78. URL: <https://doi.org/10.15421/26210410>.
90. Кучер П. Predicting a varicose vein drug using multiple regression. Development, education, culture: integration trends in the modern world: матеріали Міжнар. наук. конф, Осло, 11 April 2023.
91. Кучер П. В., Юнькова О. О. Моделювання динаміки ринку препаратів для волосся в умовах пандемії COVID-19. Проблеми сучасних трансформацій. Серія:

економіка та управління. 2024. № 13. URL: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-13-11-01>.

92. Кучер П. В., Юнькова О. О. Трансформація ринку доставки із закладів харчування у період пандемії коронавірусу в Україні. *International Science Journal of Management, Economics & Finance*. 2024. Т. 3, № 1. С. 38–46. URL: <https://doi.org/10.46299/j.isjmef.20240301.04>.

93. Кучер П. Вплив рекламних кампаній на продажі противірусного препарату. *Розвиток науки та техніки: виклики сучасності* : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Чернівці, 22 верес. 2023 р.

94. Кучер П., Юнькова О. Вплив пандемії коронавірусу на різні сектори економіки України. IX Міжнародна науково-практична конференція «Topical aspects of modern scientific research» : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Токіо, 16-18 квіт. 2024 р.

95. Кучер П., Юнькова О. Кластерний аналіз товарних ринків в умовах пандемії. LXVII International Scientific and Practical Conference : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Чикаго, 12 квіт. 2024 р. 2024. С. 51–55.

96. Кучер П., Юнькова О. Моделювання динаміки ринку лікарських засобів на прикладі препарату від варикозу. *Науковий вісник Херсонського державного університету*. 2020. № 40. С. 73–81. URL: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2020-40-13>.

97. Кучер П., Юнькова О. Прогнозування динаміки ринку вітамінів за допомогою нейромереж. *Наука і техніка сьогодні*. 2023. № 3(17). URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-3\(17\)-110-121](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-3(17)-110-121).

98. Кучер П.В., Юнькова О.О. Моделювання та прогнозування товарних ринків на основі методу декомпозиції. Моделювання та інформаційні системи в економіці. 2021. Вип. 101. С. 182-191. URL: <https://doi.org/10.33111/mise.101.15>

99. Лісіца В. Тенденції розвитку мережевого ритейлу в Україні в період пандемії COVID-19. Науковий вісник Полтавського університету економіки і торгівлі. 2021. Т. 2, № 98. С. 24–34. URL: <https://doi.org/10.37734/2409-6873-2020-2-3>.
100. Лохвицька О. Локдаун і кінотеатри. Що далі?. URL: <https://www.thelede.media/money/2021/02/18/2513/>.
101. Ляшенко О., Дем'янюк О., Ковальчук А. Оцінювання динаміки світових цін на продовольство методами економетричного моделювання та прогнозування. Східна Європа: економіка, бізнес та управління. 2021. № 6(33). URL: <https://doi.org/10.32782/easterneurope.33-38>.
102. Мажара Г., Капустян В. Моделювання динамічної поведінки споживачів на товарному ринку. Financial and credit activity problems of theory and practice. 2022. Т. 2, № 43. С. 137–145. URL: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.2.43.2022.3525>.
103. Микитенко Н.В., Білявська Ю.В. Детермінанти споживчої поведінки в умовах пандемії Covid-19. Проблеми економіки. 2021. Т. 3, № 49. С. 175–184. URL: <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2021-3-175-184>.
104. Мірошніченко Б. За рік – на 300-500%. Чому злетіли ціни на морські перевезення та як це позначиться на Україні. Економічна правда. URL: <https://www.epravda.com.ua/publications/2021/08/30/677292>.
105. Муха Р. А. Дослідження стану готельно-ресторанної індустрії України та вплив пандемії covid-19 на неї. Ефективна економіка. 2021. № 7. URL: <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.7.90>.
106. Овчаренко Л. Дистанційна робота як фактор впливу на економічну безпеку підприємства. Ефективна економіка. 2021. № 7. URL: <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.7.93>.
107. Окрепкий Р. Удосконалення системи показників кон'юнктури товарного ринку. Економічний аналіз. 2008. № 2(18). С. 60–63.

108. Олексенко Р., Ортіна Г. Зародження та розвиток філософії ринкових відносин на території сучасної України: до історії проблеми. Філософія науки: традиції та інновації. 2018. Т. 2, №18. с. 73–83.
109. Олексій Данілов: Ситуація з коронавірусом повністю під контролем наших служб у цілодобовому режимі. Портал МВС. URL: https://mvs.gov.ua/uk/press-center/news/Oleksiy_Danilov_Situaciya_z_koronavirusom_povnistyu_pid_kontrolem_nas_hih_sluzhb_u_cilodobovomu_rezhimi_28535.
110. Осієк Д. Вихід є: Юлія Шилова і Дмитро Джеджула про зміни і тренди в ритейлі в 2021 році. Асоціація ритейлерів України. URL: <https://rau.ua/novyni/pokupec-trendy-rytejl-2021>.
111. Пальян З. О., Золотенкова О. І., Савченко А. С. Пандемія COVID-19 в Україні: оцінювання перебігу, аналіз думок. Статистика України. 2021. Т. 92, № 2. С. 67–78. URL: [https://doi.org/10.31767/su.2\(93\)2021.02.07](https://doi.org/10.31767/su.2(93)2021.02.07).
112. Пачковський Ю., Максименко А. Споживча поведінка українських домогосподарств : монографія. Львів : ЛНУ ім. Ів. Франка, 2014. 292 с.
113. Поведінка споживачів в умовах COVID-19. Market Finder by Google. URL: https://marketfinder.thinkwithgoogle.com/intl/uk_ua/article/covid19-cross-border-user-behaviours.
114. Поведінка споживачів у цифровому середовищі під впливом пандемії COVID-19: важливість фактору здоров'я та прозорості бізнесу / Росохата А. та ін. Вісник економіки. 2021. № 3. С. 98. URL: <https://doi.org/10.35774/visnyk2021.03.098>.
115. Полях С. Особливості зміни поведінки споживачів на ринку в сучасних умовах. Інвестиції: практика та досвід. 2022. №9-10. С. 69–76. URL: <https://doi.org/10.32702/2306-6814.2022.9-10.69>.
116. Притульська Н., Мотузка Ю., Кошельник А. Фармацевтичний ринок України: тенденції розвитку в умовах пандемії COVID-19. The International Scientific-

Practical Journal "Commodities and Markets". 2022. Т. 41, № 1. С. 19–29. URL: [https://doi.org/10.31617/2.2022\(41\)02](https://doi.org/10.31617/2.2022(41)02).

117. Разумова Г, Бут К. Оцінка впливу пандемії на економіку країн світу. Бізнес Інформ. 2022. Т. 1, № 528. С. 28–32. URL: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2022-1-28-32>.

118. Реакція бізнесу на корона-кризу: головна фактори стабільності бізнесу. MMR. URL: <https://mmr.ua/ru/show/reakczyia-biznesa-na-korona-kryzis-glavnye-factory-dlya-stabilnosti-biznesa>.

119. Ринкові умови та бізнес-середовище в пріоритетних секторах економіки у Донецькій, Луганській та Запорізькій областях України. UNDP. URL: <http://www.undp.org/uk/ukraine/publications/ринкові-умови-та-бізнес-середовище-в-пріоритетних-секторах-економіки-у-донецькій-луганській-та-запорізькій-областях-україни>.

120. Робота і зайнятість в умовах пандемії COVID-19 (травень 2021р.). Центр Разумкова. URL: <https://razumkov.org.ua/napriamky/sotsiologichni-doslidzhennia/robo-ta-i-zainiatist-v-umovakh-pandemii-covid19-traven-2021r>.

121. Саврас І. Оцінювання та визначення прогностної спроможності регресійних моделей для прогнозування соціально-економічного розвитку територій Львівської області (на прикладі групи економічних показників). збірник наукових праць ЛПІДУ НАДУ при Президентові України. 2012. № 32. С. 449–457.

122. Семенда О. Зміни в поведінці споживачів під час коронавірусної кризи. InterConf. 2021. С. 157–162. URL: <https://doi.org/10.51582/interconf.19-20.02.2021.013>.

123. Скупський Р. Вплив світової пандемії COVID-19 на економіку країн та діяльність підприємств. Актуальні проблеми інноваційної економіки. 2020. № 4. С. 77–82. URL: <https://doi.org/10.36887/2524-0455-2020-4-13>.

124. Смирнов, І., Любіцева, О. Туристичний бізнес під час пандемії COVID-19: світовий та український досвід. Вісник Київського національного університету

культури і мистецтв. Серія: Туризм. 2020. Т. 3, № 2.- С. 196–208. DOI: <http://doi.org/10.31866/2616-7603.3.2.2020.221278>.

125. Смірнова К., Янчук Т. Вплив пандемії коронавірусу на підприємства малого бізнесу. Проблеми системного підходу в економіці. 2021. № 6(86). URL: <https://doi.org/10.32782/2520-2200/2021-6-7>.

126. Солонина Є. Внутрішній туризм в Україні на підйомі через COVID-19. Чи надовго?. Радіо Свобода. URL: <https://www.radiosvoboda.org/a/vnytrishniy-turyzm-v-ukraini-covid19/30726545.html>.

127. Споживацькі настрої українців у 2020 році. Deloitte.com. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ua/Documents/Press-release/RWD%202020%20UA.pdf>.

128. Стрій Л. Маркетинг на рубежі XXI сторіччя: ринок як умова виникнення і основа розвитку маркетингу. Одеса : центр ПФ Укртехснаб, 1999. 35 с.

129. Тадеєв Ю. П., Лукач А. М. Моделювання динаміки курсу криптовалют та їх вплив на фінансову систему України. Економічний вісник Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут». 2021. № 19. URL: <https://doi.org/10.20535/2307-5651.19.2021.235954>.

130. Татарин Н.Б., Закорко К.К. Вплив пандемії на стан фінансового ринку України – реалії сьогодення. Державна фінансова політика України в умовах євроінтеграції: погляди науковців та практиків : зб. тез наук. доп. за матеріалами II Всеукр. наук.-практ. конф., м. Львів, 2021 р. Львів : ЛНУ імені Івана Франка, 2021. С. 316–318.

131. Терендій А.Б. Тренди споживчої поведінки домогосподарств на продовольчому ринку України. Економічний простір. 2023. URL: <https://doi.org/10.32782/2224-6282/184-10>.

132. Трайно В. Особливості поведінки споживачів в умовах COVID-19. Економіка та суспільство. 2021. № 29. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-29-20>.

133. Трасковецька Л., Вальчук О., Гащук І. Можливості MATLAB у дослідженні спектрального перетворення Фур'є. Збірник наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України. Серія: військові та технічні науки. 2020. Т. 79, № 1. С. 278–291. URL: <https://doi.org/10.32453/3.v79i1.113>.
134. Трокоз Ю. В. Економічна суть, зміст ринку агропродовольчої продукції та практичні рекомендації щодо стимулювання зростання апк. Економіка та держава. 2017. № 8. С. 99–104.
135. У сервісі Zakaz.ua розповіли, наскільки зросла кількість замовлень під час карантину. Економічна правда. URL: <https://www.epravda.com.ua/news/2020/03/26/658555/>.
136. Федик М. Макроекономічні наслідки впливу пандемії covid-19 на світову економіку. Економіка та держава. 2021. № 7. С. 40. URL: <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2021.7.40>.
137. Федулова І., Джулай М. Економічні наслідки пандемії COVID-19 для підприємств України. Вісник Київського національного торговельно-економічного університету. 2020. Т. 132, № 4. С. 74–91. URL: [https://doi.org/10.31617/visnik.knute.2020\(132\)06](https://doi.org/10.31617/visnik.knute.2020(132)06).
138. Філатова Л., Благодир Л., Франчук К. П Прогнозування поведінки споживачів та визначення її основних трендів під час пандемії COVID-19. Економіка та суспільство. 2021. № 32. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-32-31>.
139. Формування комплексу маркетингу підприємств аграрного сектору : монографія / В. Збарський та ін. Київ : ЦП «Компринт», 2022. 482 с.
140. Хаврук В. О. Математична модель прогнозування та визначення обсягу запасних частин для станцій технічного обслуговування автомобілів з урахуванням втрачених продажів. Вісник Національного транспортного університету. 2020. Т. 2, № 47. С. 173–182. URL: <https://doi.org/10.33744/2308-6645-2020-2-47-173-182>.

141. Хиленко В. Математичне моделювання динаміки кризових ситуацій і оптимізація керування ринком переміщення капіталу в умовах глобалізації світової фінансово-економічної системи. Кібернетика та системний аналіз. 2022. Т. 58, № 1. С. 122–136.
142. Хурдей В., Даценко В., Семенова Л. Вплив маркетингової товарної політики на поведінку споживачів в умовах кризи. Економічний простір. 2021. URL: <https://doi.org/10.32782/2224-6282/165-17>.
143. Як COVID-19 змінив споживацькі вподобання в Україні. Спецпроект за підтримки компанії «Епіцентр». Іb.ua. URL: <https://projects.lb.ua/covid-changes>.
144. Як бізнес в Україні та світі допомагає у боротьбі з коронавірусом. Рубрика. URL: <https://rubryka.com/blog/biznes-koronavirus>.
145. Як великий бізнес допомагає в боротьбі з коронавірусом - Bazilik Media. Bazilik Media. URL: <https://bazilik.media/iak-velykyj-biznes-dopomahaie-v-borotbi-z-koronavirusom>.
146. Як великі виробництва переживають карантин: досвід Steko, P&G, Philip Morris, Інтерпайп та Метінвест. Work.ua. URL: <https://www.work.ua/articles/employer/2259>.
147. Як змінились споживчі звички українців після двох локдаунів (інфографіка). Асоціація ритейлерів України. URL: <https://rau.ua/novyni/spozhivchi-zvichki-ukrainsiv>.
148. Як київські заправки працюють в умовах карантину. Вечірній Київ. URL: <https://vechirniy.kyiv.ua/news/40459>.
149. Як роботодавці піклуються про працівників: досвід компанії Філіп Моріс Україна. The Point. 2020. URL: <https://budni.robota.ua/career/yak-robotodavtsi-pikluyutsya-pro-pratsivnykiv-dosvid-kompaniyi-filip-moris-ukrayina>.
150. Як український бізнес об'єднується в епоху коронавірусу. ШоТам. URL: <https://shotam.info/yak-ukrains-kyu-biznes-ob-iednuiet-sia-v-epokhu-koronavirusu-video>.

151. Ященко Л.О. Методологічні основи спектрального аналізу на прикладі дослідження чисельності населення України. Статистика України. 2015. № 1. С. 4–10.

ДОДАТКИ

Додаток А

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

У наукових фахових виданнях України

1. Кучер П., Юнькова О. Моделювання динаміки ринку лікарських засобів на прикладі препарату від варикозу. Науковий вісник Херсонського державного університету. 2020. № 40. С. 73–81. URL: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2020-40-13>. (0.63 д.а. , з них 0.56 д.а. авторські: запропоновано та розглянуто підхід до аналізу і моделювання ринку препаратів від варикозу).

2. Кучер П.В., Юнькова О.О. Моделювання та прогнозування товарних ринків на основі методу декомпозиції. Моделювання та інформаційні системи в економіці. 2021. Вип. 101. С. 182-191. URL: <https://doi.org/10.33111/mise.101.15> (0.42 д.а. , з них 0.38 д.а. авторські: автором розглянуто алгоритм побудови прогнозів товарних ринків на основі методу декомпозиції).

3. Кучер П., Юнькова О. Прогнозування динаміки ринку вітамінів за допомогою нейромереж. Наука і техніка сьогодні. 2023. № 3(17). URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-3\(17\)-110-121](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-3(17)-110-121). (0.50 д.а. , з них 0.45 д.а. авторські: автором розроблено та реалізовано прогнозування динаміки ринку вітамінів за допомогою сучасних методів нейронних мереж).

4. Кучер П. В., Юнькова О. О. Моделювання динаміки ринку препаратів для волосся в умовах пандемії COVID-19. Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління. 2024. № 13. URL: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-13-11-01> (0.71 д.а. , з них 0.64 д.а. авторські: автором проведений детальний аналіз трансформації ринку лікарських препаратів для волосся у період Covid-19).

Інші публікації

5. Кучер П. Predicting a varicose vein drug using multiple regression. Development, education, culture: integration trends in the modern world: матеріали Міжнар. наук. конф, Осло, 11 April 2023. (0.17 д.а., з них 0.17 д.а. авторські: автором запропоновано підхід до моделювання і прогнозування продажів препаратів від варикозу за допомогою багатфакторної регресійної моделі) (форма участі – заочна).

6. Кучер П. Вплив рекламних кампаній на продажі противірусного препарату. Розвиток науки та техніки: виклики сучасності : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Чернівці, 22 верес. 2023 р. (0.17 д.а., з них 0.17 д.а. авторські: автором запропоновано підхід до моделювання і прогнозування продажів противірусного препарату з врахуваннями рекламних кампаній) (форма участі – заочна).

7. Кучер П., Юнькова О. Вплив пандемії коронавірусу на різні сектори економіки України. IX Міжнародна науково-практична конференція «Topical aspects of modern scientific research» : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Токіо, 16-18 квіт. 2024 р. (0.29 д.а., з них 0.26 д.а. авторські: автором зроблено аналіз ключових напрямків розвитку секторів економіки України у період пандемії коронавірусу) (форма участі – заочна).

8. Кучер П., Юнькова О. Кластерний аналіз товарних ринків в умовах пандемії. LXVII International Scientific and Practical Conference : матеріали Міжнар. наук. конф., м. Чикаго, 12 квіт. 2024 р. 2024. С. 51–55. (0.21 д.а. , з них 0.19 д.а. авторські: автором реалізовано модель кластеризації товарних ринків в умовах пандемії) (форма участі – заочна).

9. Кучер П. В., Юнькова О. О. Трансформація ринку доставки із закладів харчування у період пандемії коронавірусу в Україні. International Science Journal of Management, Economics & Finance. 2024. Т. 3, № 1. С. 38–46. URL: <https://doi.org/10.46299/j.isjmef.20240301.04> (0.33 д.а., з них 0.30 д.а. авторські:

автором проведений детальний аналіз зміни ринку доставки закладів у період пандемії коронавірусу).



Товариство з обмеженою відповідальністю
«АДАПТИВ МАРКЕТИНГ ІННОВЕЙШЕНЗ»

01135, Київ, вул. Павлівська, 29

Код ЄДРПОУ 41564468

№ 1811-23, від 18.11.2023 р.

Довідка

Про впровадження результатів дисертаційної роботи

Кучер Павла Вікторовича

на тему:

«Моделювання товарних ринків в умовах пандемії»

На здобуття наукового ступеню доктора філософії (PhD) за спеціальністю 051 -
«Економіка»

Видана аспіранту кафедри математичного моделювання та статистики Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана Кучеру Павлу Вікторовичу та засвідчує, що результати проведеного дослідження використовувались при розробці різного роду рекламних стратегій, а також для підтримки існуючих бізнес процесів всередині компанії.

У рамках розробки маркетингових стратегій в умовах пандемії, було впроваджено низку інноваційних підходів, заснованих на використанні алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж. Ці техніки, які детально описані у науковому дослідженні, були використані фірмою «ТОВ «АДАПТИВ МАРКЕТИНГ ІННОВЕЙШЕНЗ» для аналізу і прогнозування часових рядів, що дозволило ефективно адаптувати маркетингові стратегії та забезпечити більш точне прогнозування під час непередбачуваного періоду.

У дисертаційному дослідженні Кучера П. В. були представлені ключові теоретичні і практичні засади, спрямовані на моделювання поведінки товарних ринків і споживачів, які дозволили: виявити довгострокові тренди в споживчій поведінці і ефективніше націлювати свої маркетингові кампанії; проаналізувати як пандемія впливає на попит на різні товари, щоб адаптувати бізнес процеси; ідентифікувати потенційні ризики на ринку, пов'язані з пандемією, і розробити стратегії для їх мінімізації.

Виконавчий директор



Наталія БОЙКО

«ЗАТВЕРДЖУЮ»:

Проректор з наукової роботи
Київського національного
економічного університету
імені Вадима Гетьмана,
д.е.н., проф. Антошок Л.Л.



«2» травня 2024 р.

«ЗАТВЕРДЖУЮ»:

Проректор з науково-педагогічної
роботи Київського національного
економічного університету
імені Вадима Гетьмана
д.е.н., проф. Колот А.М.



«2» травня 2024 р.

ДОВІДКА

про впровадження у навчальний процес
результатів дисертаційної роботи
Кучера Павла Вікторовича на тему:

«Моделювання впливу пандемії на динаміку товарних ринків»

Результати дисертаційної роботи «Моделювання впливу пандемії на динаміку товарних ринків» здобувача наукового ступеня доктора філософії (PhD) Кучера Павла Вікторовича використовуються у навчальному процесі кафедри математичного моделювання та статистики Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана.

Зокрема, розроблена Кучером П.В. методика прогнозування та моделювання динаміки різних товарних ринків на підґрунті застосування сучасних економетричних моделей та алгоритмів машинного навчання використовується під час викладання навчальних дисциплін «Прогнозування часових рядів» та «Тренінг-курсу «Машинне навчання та надвеликі дані» для освітньо-професійної програми першого (бакалаврського) рівня освіти «Економічна кібернетика» за спеціальністю 051 «Економіка».

В.о. завідувача кафедри математичного
моделювання та статистики
КНЕУ імені Вадима Гетьмана,
к.ф.-м.н., професор

Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКО