

Міністерство освіти і науки України
Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ФАРЕНЮК ЯНА ВАЛЕРІЇВНА

УДК 004.94:338.24

ДИСЕРТАЦІЯ

**МОДЕЛЮВАННЯ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ
ЗА ДОПОМОГОЮ DATA SCIENCE ТЕХНОЛОГІЙ**

Спеціальність 051 - Економіка

Галузь знань 05 - Соціальні та поведінкові науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії в області економіки

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

Я.В. Фаренюк

Науковий керівник (консультант): Черноус Г.О., д.е.н., професор

Київ - 2023

АНОТАЦІЯ

Фаренюк Я.В. Моделювання маркетингової діяльності підприємств за допомогою Data Science технологій. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії в галузі знань 05 – соціальні та поведінкові науки, за спеціальністю 051 – економіка. – Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Міністерство освіти і науки України, Київ, 2023.

Робота присвячена дослідженню процесів формування бізнес-стратегії підприємства, а також теоретичним та практичним засадам моделювання та прогнозування результатів маркетингової діяльності, економіко-математичним методам, моделям та інформаційним технологіям для підтримки прийняття стратегічних маркетингових рішень. Практична цінність роботи полягає у розробці та пропозиції дієвих та ефективних концептуальних підходів, економіко-математичних моделей, а також системи підтримки прийняття маркетингових рішень, які можуть бути впроваджені на українських та зарубіжних підприємствах для вдосконалення маркетингової діяльності, підвищення ефективності маркетингових (в т. ч. медійних) інвестицій, тобто зростання ROMI, формування ефективної маркетингової стратегії та прийняття зважених бізнес-рішень.

Одним із найважливіший і вкрай необхідних завдань підприємства є ведення ефективної маркетингової діяльності, що дає змогу посилювати розвиток бізнесу, забезпечувати ефективне функціонування з достатнім рівнем прибутковості. Підвищення ефективності є рушійною силою маркетингової діяльності будь-яких підприємств в ринковій економіці, адже воно сприяє збільшенню прибутку. Одним із головних напрямків удосконалення бізнес-стратегії є широке застосування різноманітних технологій та методів для вибору тактичних та стратегічних напрямків роботи, ефективних маркетингових засобів, оскільки така концепція максимально відповідає рівню конкурентного оточення та розвитку сучасних економічних систем.

В умовах посилення конкурентної боротьби все більш важливими стають питання формування ефективної бізнес-стратегії, вдосконалення маркетингової

діяльності та підвищення ефективності використання маркетингових бюджетів. Вирішити цю проблему та здійснювати ефективне управління всією економіко-виробничою системою допомагає економіко-математичне моделювання на основі Data Science технологій. Складність проблем управління підприємством при формуванні та реалізації товарної та цінової політики, забезпеченні діяльності каналів збуту та просування, прийнятті маркетингових рішень обумовлюють необхідність і актуальність використання методів економіко-математичного моделювання для підвищення ефективності маркетингової діяльності підприємства.

У процесі дослідження було встановлено, що сутністю сучасної маркетингової діяльності є задоволення потреб споживача найбільш ефективним шляхом, тому споживач, його потреби та поведінка на ринку є основним фокусом стратегічного планування. Формування ефективної бізнес-стратегії передбачає собою розробку системи організації створення, виробництва і збуту товарів на основі комплексного (всебічного) вивчення ринку і реальних запитів потенційних покупців з метою отримання максимального прибутку та посилення конкурентних переваг.

Розділ 1 присвячено теоретико-методологічним засадам моделювання бізнес-стратегії підприємства. У першому пункті досліджено особливості формування ефективної бізнес-стратегії, сутність сучасної маркетингової системи, а також процеси, які впливають на сучасні підходи до формування стратегій розвитку бізнесу. Показано, що успішне функціонування підприємства на ринку можливе лише за умови розробки ефективної бізнес-стратегії, що передбачає здійснення маркетингової діяльності через поетапну реалізацію комплексу маркетингових заходів, дослідження впливу факторів маркетингового середовища та розробку відповідного цілям бізнесу комплексу маркетингу. Це вимагає запровадження поглибленого аналізу доступних даних, інформації та проведення досліджень. Також було сформовано ключові принципи маркетингового та медіа-планування, які актуальні для впровадження в епоху маркетингу 5.0. Другий пункт присвячений дослідженню методологічних засад моделювання бізнес-стратегії, які слід враховувати при впровадженні Data Science на підприємстві. У третьому пункті окреслено потенціал Data Science технологій для обґрунтування маркетингової

стратегії, визначено необхідність застосування різноманітних методів, моделей та технологій Data Science для вирішення широкого спектру задач маркетингу, сформовано ключові припущення та гіпотези, що мають бути враховані при моделюванні маркетингової діяльності підприємства.

Таким чином, у розділі 1 було удосконалено принципи стратегічного планування маркетингової діяльності та медійної активності, що відповідають сучасному етапу розвитку та які, на відміну від розроблених раніше, передбачають такі аспекти, як максимізація охоплення, мультимедійний мікс, що збільшує синергетичний ефект та посилює кожен окремий канал комунікації; онлайн-відео, яке є ще одним телеканалом, а банерна реклама забезпечує додаткову частоту контактів з потенційними споживачами, мобільне мислення, адаптація креативних матеріалів; урахування регіональної специфіки, оптимізація архітектури побудови кампанії та перформанс не тільки в Інтернеті; програматик, який є основою для націлювання на аудиторію, а також безпека бренду, яка передбачає захист його оточення.

Розділ 2 роботи присвячено дослідженню та консолідації організаційно-методичних підходів до моделювання маркетингової діяльності підприємств за допомогою Data Science технологій. Здійснено систематизацію практичних рекомендацій щодо моделювання маркетингової діяльності для різних ринкових категорій. У першому пункті на основі аналізу наукового доробку за останні 5-10 років щодо різноманітних аспектів моделювання маркетингової діяльності, генезису моделей та застосування Data Science технологій в маркетингу окреслено прогресивні практики моделювання маркетингової діяльності, досліджено релевантні економіко-математичні моделі та Data Science технології, особливості їх застосування та впровадження. Було продемонстровано різноплановість задач маркетингової діяльності, вирішення яких може бути вдосконалене за рахунок побудови та впровадження відповідних проблемі різноманітних методів, моделей та технологій інтелектуального аналізу даних. У другому пункті запропоновано авторську концептуальну схему впровадження на підприємстві математичного моделювання на основі Data Science технологій для вирішення задач маркетингу. Визначено необхідні методи аналізу та моделювання на кожному етапі процесу,

основною ціллю якого є моделювання та ефективне управління маркетинговою діяльністю за рахунок пошуку прихованої цінної інформації в даних, розробки ефективних управлінських рішень та підвищення бізнес-результатів. Нарешті, у третьому пункті запропоновано архітектуру мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень, що об'єднує інформацію та дані щодо факторів внутрішнього і зовнішнього середовища, медіа-активності в різних каналах комунікації, динаміки бізнес-показників, а також детальні результати розроблених моделей та систему сценарного прогнозування. В рамках ІС була запропонована методологія побудови економіко-математичних моделей, що дають змогу вдосконалити різноманітні аспекти маркетингової діяльності, зокрема формування ефективної маркетингової стратегії загалом та окремих її елементів, вирішення задач залучення та утримання клієнтів тощо. Така система є науковою основою прийняття маркетингових рішень, обґрунтованих на даних, та є частиною інтелектуальної системи планування діяльності бізнесу.

Так, у розділі 2 було вперше розроблено концептуальний підхід до реалізації та впровадження Data Science технологій в маркетингову діяльність підприємства та запропоновано мультиагентну систему підтримки прийняття маркетингових рішень, яка базується на результатах моделювання маркетингової діяльності за допомогою економіко-математичних моделей та методів машинного навчання. Це універсальна концепція для підприємств різних видів економічної діяльності, яка забезпечує обґрунтування ефективних маркетингових рішень, що дають змогу бізнесу ефективно здійснювати маркетингові інвестиції та підвищити результативність їх комерційної діяльності. Також вперше запропоновано методологічні засади до формування ефективної портфельної стратегії на основі побудови економіко-математичних моделей, розрахунку показників Media Boost (внеску рекламної активності в продажі та частку ринку) та ROMI. Їх імплементація дає змогу ранжувати бренди в портфелі та максимізувати ефективність від розподілу медіа-інвестицій. Нарешті було удосконалено підходи до оцінки цінової еластичності та формування оптимальної цінової політики з точки зору максимізації продажів у натуральному чи грошовому вираженні через визначення впливу індексу ціни на

частки ринку в натуральних обсягах та в грошах, а також до визначення ефективної частки голосу в медіа (SOV) відповідно до позицій бренду та конкурентного оточення, зокрема удосконалено підхід «ESOV» та «SOM vs SOV», який передбачає побудову моделі впливу SOV на SOM для кожного сегменту ринку.

У розділах 3 та 4 було реалізовано моделювання маркетингової діяльності підприємств різних ринкових категорій для максимізації продажів (розділ 3), а також ефективного залучення та утримання клієнтів (розділ 4). У пункті 3.1 побудовано комплекс моделей маркетингового міксу для фармацевтичних підприємств. У пункті 3.2 реалізовано моделювання маркетингової діяльності трьох фармацевтичних брендів та удосконалено портфельну маркетингову стратегію. У пункті 3.3 реалізовано моделювання для підвищення ефективності елементів національної та регіональної маркетингової стратегії для FMCG ринку. У пункті 4.1 проведено моделювання ефективності рекламної кампанії на прикладі банку. У пункті 4.2 продемонстровано механізм зростання ефективності медіа-стратегії за допомогою моделювання маркетингового комплексу в роздрібній торгівлі. В даному пункті було представлено удосконалення аналітичного підходу для забезпечення ефективної регіональної маркетингової стратегії, зокрема було удосконалено підхід «BDI-CDI» за рахунок запропонованої концепції «BDI по трафіку – BDI по товарообороту», що дає змогу визначити стратегічні фокуси маркетингової діяльності в регіональному розрізі. У пункті 4.3 досягнуто підвищення ефективності маркетингових рішень для ринку телекомунікацій на основі імплементації методів машинного навчання. Варто зазначити, що усі моделі були побудовані із використанням запропонованого концептуального підходу, а для їх впровадження в маркетингову діяльність були розроблені відповідні системи підтримки прийняття маркетингових рішень. Також було здійснено оцінку отриманих результатів моделювання, сформованих рекомендацій щодо покращення маркетингової стратегії та досліджено підвищення ефективності та якості маркетингових рішень, що базуються на результатах впровадження Data Science технологій для моделювання маркетингової діяльності.

У практичній частині роботи отримали подальшого розвитку економіко-математичні моделі, що використовуються для розв'язання задач моделювання

маркетингової діяльності та формування ефективної маркетингової стратегії, зокрема економіко-математичні моделі визначення параметрів залежності продажів, частки ринку, трафіку чи дзвінків у Call Center тощо від інструментів маркетингового комплексу підприємства, а також моделі машинного навчання для задач кластеризації та класифікації, що дає змогу раціоналізувати маркетингові витрати та підвищувати бізнес-результати. На відміну від існуючих моделей запропоновано врахувати не загальні медіа-інвестиції, а детальні показники щодо фактично реалізованих обсягів активності в кожному каналі комунікації, а також вдосконалено опис функціональних залежностей. Окрім того, дістали подальшого розвитку моделі підвищення ефективності рекламної активності по періодах протягом року, архітектурах рекламних кампаній, хронометражах рекламних роликів, а також каналах та форматах комунікації тощо. На відміну від існуючих моделей передбачено використання показнику сезонного ROI, обсягу реалізованої активності в кожному рекламному форматі з урахуванням розподілу ефекту з часом через функцію AdStock, яка описує нелінійність впливу реклами на результати бізнесу (наявність миттєвого і відкладеного ефекту). Використання зазначених моделей дасть змогу максимізувати ефект від проведення рекламної кампанії та відповідно підвищити ROMI від реалізації медіа-інвестицій.

Таким чином, у дисертаційній роботі побудовано комплекс економіко-математичних моделей для показників маркетингової діяльності підприємств, обґрунтовано і розроблено концептуальні підходи для прийняття ефективних і дієвих рішень на підприємстві, що відповідають динамічності сучасного маркетингового середовища та потребам підприємства у підвищенні результатів їх комерційної діяльності.

Ключові слова: бізнес-стратегія, маркетинг, реклама, моделювання маркетингового комплексу, Data Science, машинне навчання, інтелектуальний аналіз даних, система підтримки прийняття рішень, ефективність, прогнозування, економіко-математичне моделювання, модель, регресія, сегментація, класифікація.

ABSTRACT

Fareniuk Y.V. Modeling marketing activities of enterprises using Data Science technologies. – Qualifying scientific work on manuscript rights.

Thesis for obtaining the degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 05 - social and behavioral sciences, in the specialty 051 - economics. – Taras Shevchenko National University of Kyiv, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2023.

The thesis is devoted to the study of the processes of forming the business strategy of the enterprise, as well as the theoretical and practical principles of modeling and forecasting the results of marketing activities, economic and mathematical methods, models, and information technologies to support the adoption of strategic marketing decisions. The practical value of the work consists in the development and proposal of effective and efficient conceptual approaches, economic and mathematical models, as well as a marketing decisions support system, which can be implemented at Ukrainian and foreign enterprises to improve marketing activities, increase the effectiveness of marketing (including media) investments, i.e. the growth of ROMI, the formation of an effective marketing strategy and the adoption of business decisions.

One of the most important and absolutely necessary tasks of the enterprise is conducting effective marketing activities, which makes it possible to strengthen business development, to ensure effective functioning with a sufficient level of profitability. Increasing efficiency and increasing profits are the driving forces of marketing activities of any enterprise in a market economy. One of the main directions of improving business strategy is the wide application of various technologies and methods for choosing tactical and strategic areas of work, and effective marketing tools since this concept corresponds to the level of the competitive environment and the development of modern economic systems as much as possible.

In the conditions of increased competition, the issues of forming an effective business strategy, improving marketing activities, and increasing the efficiency of using marketing budgets are becoming more and more important. Economic and mathematical modeling based on Data Science technologies helps to solve these problems and carry out effective management of the entire economic and production system. The complexity of

enterprise management problems in the formation and implementation of product and price policy, ensuring the activity of sales and promotion channels, and making marketing decisions determine the necessity and relevance of using economic and mathematical modeling methods to increase the effectiveness of the enterprise's marketing activities.

In the research process, it was established that the essence of modern marketing activity is to satisfy the needs of the consumer in the most effective way, therefore the consumer, his needs, and behavior on the market are the main focus of strategic planning. The formation of an effective business strategy involves the development of a system for organizing the creation, production, and sale of goods on the basis of a comprehensive study of the market and real requests of potential buyers in order to obtain maximum profit and strengthen competitive advantages.

Chapter 1 is devoted to the theoretical and methodological principles of modeling the enterprise's business strategy. The first paragraph examines the peculiarities of the formation of an effective business strategy, the essence of the modern marketing system, as well as the processes that affect modern approaches to the formation of business development strategies. It is shown that the successful functioning of the enterprise on the market is possible only if an effective business strategy is developed, which involves the implementation of marketing activities through the phased realization of a set of marketing measures, research into the influence of factors of the marketing environment, and the development of a marketing mix suitable for business goals. This requires the introduction of an in-depth analysis of available data, information, and research. Key marketing and media planning principles, which are relevant for implementation in the era of marketing 5.0, were also formed. The second paragraph is devoted to the study of the methodological foundations of business strategy modeling, which should be taken into account when implementing Data Science at the enterprise. In the third paragraph, the potential of Data Science technologies to substantiate the marketing strategy are outlined, the need to use various methods, models, and Data Science technologies to solve a wide range of marketing problems is determined, and key assumptions and hypotheses that must be taken into account when modeling the marketing activities of the enterprise are formed.

Thus, in Chapter 1, the principles of strategic planning of marketing and media activity

were improved, corresponding to the current stage of development and which, unlike those developed earlier, provide for such aspects as maximization of coverage, multimedia mix, which increases the synergistic effect and strengthens each individual communication channel; online video, which is another TV channel, and the display provides an additional frequency of contact with potential consumers, mobile thinking, an adaptation of creative materials; consideration of regional specifics, optimization of the architecture of campaign and performance not only on the Internet; programmatic, which is the basis for audience targeting, as well as brand safety, which involves protecting its environment.

Chapter 2 of the work is devoted to research and consolidation of organizational and methodical approaches to modeling the marketing activity of enterprises using Data Science technologies. Systematization of practical recommendations for modeling marketing activity for various market categories has been carried out. In the first paragraph, based on the analysis of scientific work over the past 5-10 years regarding various aspects of marketing activity modeling, the genesis of models, and the application of Data Science technologies in marketing, progressive practices of marketing activity modeling are outlined, relevant economic and mathematical models and Data Science technologies, as well as peculiarities of their application and implementation are investigated. It demonstrated the multifaceted nature of the problems of marketing activity, the solution of which can be improved due to the construction and implementation of various methods, models, and technologies of Data Science corresponding to the problem. In the second paragraph, the author's conceptual scheme for the implementation of mathematical modeling based on Data Science technologies for solving marketing problems at the enterprise is proposed. The necessary methods of analysis and modeling at each stage of the process are defined. The main goal of the process is modeling and effective management of marketing activities by finding hidden valuable knowledge in data, developing effective management solutions, and improving business results. Finally, in the third paragraph, the architecture of a multi-agent marketing decision support system is proposed, which combines information and data on factors of the internal and external environment, media activity in various communication channels, the dynamics of business indicators, as well as detailed results of the developed models and the system of scenario

forecasting. In the framework of the information system, a methodology for building economic and mathematical models was proposed, which makes it possible to improve various aspects of marketing activities, in particular, the formation of an effective marketing strategy in general and its individual elements, solving the problems of attracting and retaining customers, etc. Such a system is the scientific basis for making data-based marketing decisions and is part of an intelligent system for planning business activities.

Thus, in Chapter 2, a conceptual approach to the implementation and introduction of Data Science technologies into the marketing activities of the enterprise was developed for the first time and a multi-agent marketing decision support system was proposed. Such a system is based on the results of modeling marketing activities using economic and mathematical models and machine learning methods. This is a universal concept for enterprises of various types of economic activity, which ensures the search and reasoning for effective marketing solutions that enable businesses to effectively make marketing investments and increase the effectiveness of their commercial activities. Methodological principles for the formation of an effective portfolio strategy based on the construction of economic and mathematical models, calculation of Media Boost indicators (contribution of advertising activity to sales and market share), and ROMI are also proposed for the first time. Their implementation makes it possible to rank brands in the portfolio and maximize efficiency from the allocation of media investments. Finally, approaches were improved to estimate price elasticity and formulate optimal pricing policies from the point of view of maximizing sales in volume or monetary terms by determining the impact of the price index on market share in volume and in money, as well as determining the effective share of voice in the media (SOV), respectively to the positions of the brand and the competitive environment, in particular, the "ESOV" and "SOM vs SOV" approach has been improved, which involves building a model of the influence of SOV on SOM for each market segment.

Chapters 3 and 4 implemented modeling of marketing activities of enterprises of various market categories for maximizing sales (chapter 3), as well as effective attraction and retention of customers (chapter 4). In paragraph 3.1, a set of marketing mix models for pharmaceutical enterprises is built. In paragraph 3.2, the modeling of the marketing activities of three pharmaceutical brands was implemented and the portfolio marketing

strategy was improved. In paragraph 3.3, modeling is implemented to improve the effectiveness of the elements of the national and regional marketing strategy for the FMCG market. In paragraph 4.1, the effectiveness of the advertising campaign was modeled on the example of a bank. Paragraph 4.2 demonstrates the mechanism of increasing the effectiveness of the media strategy using the modeling of the marketing mix in retail trade. In this paragraph, the improvement of the analytical approach to ensure an effective regional marketing strategy was presented, in particular, the "BDI-CDI" approach was improved due to the proposed concept of "BDI on traffic - BDI on turnover", which makes it possible to determine the strategic focuses of marketing activities in a regional context. In paragraph 4.3, an increase in the effectiveness of marketing solutions for the telecommunications market was achieved based on the implementation of machine learning methods. It is worth noting that all models were built using the proposed conceptual approach, and appropriate marketing decision support systems were developed for their implementation in marketing activities. The obtained modeling results were also evaluated, recommendations were made for improving the marketing strategy, and the improvement of the effectiveness and quality of marketing decisions based on the results of the Data Science technologies implementation for modeling marketing activities was also investigated.

In the practical part of the work, the economic and mathematical models used to solve the problems of modeling marketing activity and forming an effective marketing strategy were further developed, in particular, the economic and mathematical models for determining the dependence of sales parameters, market share, traffic, or calls to the Call Center, etc. on elements of the enterprise's marketing mix, as well as machine learning models for clustering and classification tasks, which allows to rationalize marketing costs, and increase business results. In contrast to the existing models, it is proposed to take into account not general media investments, but detailed indicators regarding the actually realized volumes of activity in each communication channel, and the description of functional dependencies has also been improved. In addition, the model of increasing the effectiveness of advertising activity by periods during the year, architectures of advertising campaigns, durations of video, as well as communication channels and

formats, etc. were further developed. In contrast to the existing models, the use of the seasonal ROI, the amount of realized activity in each advertising format, taking into account the distribution of the effect over time through the AdStock function, which describes the nonlinearity of the impact of advertising on business results (the presence of an immediate and delayed effect) is provided. The use of the specified models will make it possible to maximize the effect of the advertising campaign and, accordingly, increase the ROMI from the realization of media investments.

Thus, in the thesis, a complex of economic and mathematical models for indicators of the marketing activity of enterprises was built, conceptual approaches for making effective and efficient decisions at the enterprise were substantiated and developed, corresponding to the dynamism of the modern marketing environment and the needs of the enterprise in increasing the results of its commercial activity.

Keywords: business strategy, marketing, advertising, marketing mix modeling, Data Science, machine learning, intelligent data analysis (Data Mining), decision support system, efficiency, forecasting, economic-mathematical modeling, model, regression, segmentation, classification.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації

Статті у вітчизняних та закордонних фахових виданнях

1. Chernyak, O., Sztrik, J., & Farenjuk, Y. (2021). Modeling optimal price policy of pharmaceutical companies for sales maximization based on Data Science technologies. Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics, 1(214), 35-41. DOI: 10.17721/1728-2667.2021/214-1/6 *(автором досліджено вплив ціни на конкурентоспроможність підприємства та його позиції на ринку, запропоновано підхід щодо визначення цінової еластичності та оптимізації цінової політики для максимізації продажів; 0,89 д.а., з них 0,45 д.а. авторські).*

2. Farenjuk, Y. (2022). Marketing strategy optimization in FMCG market. Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics, 2(219), 49-57. DOI: 10.17721/1728-2667.2022/219-2/7 *(1,38 д.а.).*

3. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2023). Principles of effective planning of advertising activity in the 21st century. Economy of Ukraine, 2, 55-72. DOI: 10.15407/economyukr.2023.02.055 *(автором розроблено принципи ефективного планування рекламної активності; 0,91 д.а., з них 0,64 д.а. авторські).*

4. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2023). Marketing Mix Modeling of Traffic to the Store Under the Covid-19 Crisis. KnE Social Sciences, 8(1), 412–434. DOI: 10.18502/kss.v8i1.12660 *(автором реалізовано моделювання маркетингового комплексу для трафіку в магазини, оцінено ефективність медіа-каналів та сформовано рекомендації для медіа-стратегії; 1,40 д.а., з них 0,98 д.а. авторські).*

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

5. Chernyak, O., & Farenjuk, Y. (2020). Modeling of Effectiveness of Media Investment Based on Data Science Technologies for Ukrainian Bank. CEUR Workshop Proceedings, 2732, 282-289 *(Scopus, автором розроблено модель для оцінки ефективності рекламної активності на дзвінки в Call Center та прогнозування його завантаження, оцінено ефективність TV-активності в поденній та*

погодинній деталізації для підвищення ROMI; 0,52 д.а., з них 0,37 д.а. авторські).

6. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2021). Marketing mix modeling for pharmaceutical companies on the basis of data science technologies. Access to science, business, innovation in digital economy, ACCESS Press, 2(3), 274-289. DOI: 10.46656/access.2021.2.3(6) (*Web of Science, автором запропоновано концептуальну схему впровадження Data Science для моделювання маркетингового комплексу, здійснено моделювання результатів маркетингової діяльності підприємства, а також оцінено вплив факторів безпосередньо на продажі та на ефективність рекламної активності; 1,12 д.а., з них 0,78 д.а. авторські*).

7. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2021). Optimization of Portfolio Marketing Strategy Based on Data Science Technologies. CEUR Workshop Proceedings, 3179, 89-100 (*Scopus, автором побудовано комплекс моделей для портфелю брендів фармацевтичного підприємства та запропоновано підхід для удосконалення портфельної маркетингової стратегії; 1,16 д.а., з них 0,81 д.а. авторські*).

8. Farenjuk, Y., Zatonatska, T., Dluhopolskyi, O., & Kovalenko, O. (2022). Customer churn prediction model: a case of the telecommunication market. Economics - innovative and economics research journal, 10(2), 109-130. DOI: 10.2478/eoik-2022-0021 (*Scopus, автором досліджено різноманітні підходи і методи для прогнозування відтоку клієнтів, здійснено побудову моделей Data Science для класифікації клієнтів відповідно до ймовірності їх відтоку; 1,59 д.а., з них 0,56 д.а. авторські*).

9. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2023). Optimization of Marketing Decisions Based on Machine Learning: Case for Telecommunications. CEUR Workshop Proceedings, 3347, 112-124 (*Scopus, автором розроблено моделі машинного навчання для вирішення задач сегментації клієнтів та підвищення ефективності рекламних розсилок на прикладі телекомунікаційного підприємства; 1,35 д.а., з них 0,95 д.а. авторські*).

10. Farenjuk, Y., & Chornous G. (2023). Optimization of Media Strategy via Marketing Mix Modeling in Retailing. Ekonomika, 102(1), 6-25. DOI: 10.15388/Ekon.2023.102.1.1 (*Scopus, автором здійснено моделювання маркетингового комплексу, запропоновано концептуальний підхід дослідження та сформовано рекомендації щодо національної та регіональної медіа-стратегії; 1,35 д.а., з них 0,96 д.а. авторські*).

11. Chornous, G., Farenjuk, Y., Giedraitis, V.R., Ulvidienė, E., & Kharlamova, G. (2023). A data science-based marketing decision support system for brand management. *Innovation Marketing*, 19, 2, 38-50. DOI: [10.21511/im.19\(2\).2023.04](https://doi.org/10.21511/im.19(2).2023.04) (*Scopus, Web of Science*, автором запропоновано архітектуру системи підтримки прийняття маркетингових рішень на підприємстві, яка передбачає формування і використання системи релевантних моделей та методів Data Science; 1,14 д.а., з них 0,4 д.а. авторські).

Праці, які додатково відображають наукові результати дисертації

Розділи у колективних монографіях

12. Родіонова, І., & Фаренюк, Я. (2021). Аналіз на основі баз даних (Data Science) для управлінських рішень з урахуванням невизначеності макро- та мікроекономічного рівнів. В І., Родіонова (Ред.), Економіка невизначеності: зміст, оцінювання, регулювання: колективна монографія. (с. 99-121). Київ: ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», с. 287. DOI: 10.31732/EU-CER-5 (автором побудовано декілька економіко-математичних моделей та штучних нейронних мереж для прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності на макро- та мікроекономічному рівні; 1,19 д.а., з них 0,79 д.а. авторські).

13. Radionova, I., & Farenjuk, Y. (2022). Data science analysis for management decisions with macro-and microeconomic uncertainty. In I., Radionova (Ed.) *The Economics of Uncertainty: Content, Evaluation, and Regulation: monograph* (pp. 80-98). Tallinn: Scientific Center of Innovative Researches OÜ, pp. 232. DOI: 10.36690/EUCER-80-98 (автором побудовано декілька економіко-математичних моделей та імплементовано машинне навчання у вигляді штучних нейронних мереж для прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності на макро- та мікроекономічному рівні; 1,15 д.а., з них 0,76 д.а. авторські).

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

Тези конференцій

14. Фаренюк, Я. (2020). Моделювання ефективного повного медіа-міксу на

основі технологій машинного навчання для українського банку. Шевченківська весна 2020. Сучасні виклики для економіки, матеріали XVIII Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 25 березня 2020 р., м. Київ. К., с. 48-50 *(0,21 д.а.)*.

15. Фаренюк, Я. (2021). Моделювання оптимальної ціни лікарських препаратів на основі технологій машинного навчання з метою максимізації продажів. Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку, матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 18-19 березня 2021, м. Київ. К., с. 89-90 *(0,22 д.а.)*.

16. Фаренюк, Я. (2021). Моделювання ефективної регіональної маркетингової стратегії для FMCG компаній за допомогою Data Science технологій. Матеріали XV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Моделювання та прогнозування економічних процесів» (29.04.2021, м. Київ). К., с. 69-72 *(0,21 д.а.)*.

17. Черноус, Г., & Фаренюк, Я. (2021). Моделювання маркетингової діяльності: підходи на основі технологій Data Science. Матеріали II Міжнародного форуму «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління»: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах. За заг. ред. проф. А.І. Ігнатюк. Київ, с. 40-42 *(автором досліджено методологічні засади моделювання маркетингової діяльності, систематизовано перелік задач маркетингу, які можуть бути вирішені за допомогою Data Science технологій, а також досліджено аспекти впровадження моделювання в діяльність підприємства; 0,20 д.а., з них 0,14 д.а. авторські)*.

18. Farenjuk, Y. (2021). Effective regional marketing strategy for FMCG companies on the basis of Data Science technologies. The 6th International Conference Actual Economic and Social Problems in Modern Globalisation, Tbilisi, Georgia, 17th July 2021 *(0,07 д.а.)*.

19. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2022). Marketing mix modeling of traffic to the store under the Covid-19 crisis. Book of abstracts of 14th International Conference “Economies of Balkan and Eastern Europe Countries” (Florence, Italy), May 20-22, p. 51-52 *(автором реалізовано моделювання маркетингового комплексу для трафіку в магазини, оцінено медіа-ефективність в розрізі медіа-каналів та сформовано*

рекомендації для медіа-стратегії; 0,09 д.а., з них 0,06 д.а. авторські).

20. Фаренюк, Я.В., & Черноус, Г.О. (2023). Моделювання відтоку клієнтів телекомунікаційної компанії за допомогою методів Data Science. Збірник тез VI Всеукраїнської науково-практичної конференції "Нові інформаційні технології управління бізнесом", Київ: Спілка автоматизаторів бізнесу, 166 с. (с. 153-156) *(автором здійснено моделювання відтоку для телекомунікаційної компанії за допомогою різноманітних методів машинного навчання; 0,41 д.а., з них 0,29 д.а. авторські).*

21. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2023). A conceptual approach to implementation of data science in marketing. Матеріали XIV міжнародної науково-практичної конференції "Сучасні проблеми моделювання соціально-економічних систем" (6-7 квітня 2023 р.). Братислава – Харків, ВШЕМ – ХНЕУ ім. С. Кузнеця *(автором розроблено концептуальний підхід до реалізації та впровадження Data Science технологій в діяльність підприємства; 0,22 д.а., з них 0,16 авторські).*

22. Farenjuk, Y. (2023). Marketing mix modeling: main assumptions. Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Менеджмент та маркетинг як фактори розвитку бізнесу в умовах економіки відновлення» (18 -19 квітня 2023 р.). Київ: Видавничий дім «Києво-Могилянська академія», Т. 1, 378 с. (с. 108-111) *(0,19 д.а.).*

23. Farenjuk, Y. (2023). Key marketing tasks that can be solved via mathematical modeling and Data Science. Збірник матеріалів IV Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні», 20-21 квітня, Київ, КНЕУ, 217 с. (с. 169-171) *(0,21 д.а.).*

ЗМІСТ

| | |
|---|-----|
| ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ | 21 |
| ВСТУП | 23 |
| | |
| РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ БІЗНЕС-СТРАТЕГІЇ ПІДПРИЄМСТВА | 34 |
| 1.1. Особливості та шляхи формування бізнес-стратегії підприємства | 34 |
| 1.2. Методологічні засади моделювання бізнес-стратегії підприємства | 52 |
| 1.3. Потенціал Data Science технологій для моделювання маркетингової стратегії | 65 |
| ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1 | 78 |
| | |
| РОЗДІЛ 2. ОРГАНІЗАЦІЙНО-МЕТОДИЧНІ ПІДХОДИ ДО МОДЕЛЮВАННЯ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ЗА ДОПОМОГОЮ DATA SCIENCE | 81 |
| 2.1. Прогресивні практики застосування Data Science технологій для моделювання у маркетингу | 81 |
| 2.2. Концептуальний підхід щодо реалізації та впровадження Data Science технологій у маркетингу | 100 |
| 2.3. Архітектура мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень | 111 |
| ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2 | 126 |
| | |
| РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ ДЛЯ МАКСИМІЗАЦІЇ ПРОДАЖІВ | 129 |
| 3.1. Комплексне моделювання маркетингового міксу для фармацевтичних підприємств | 129 |
| 3.2. Формування ефективної портфельної маркетингової стратегії | 141 |
| 3.3. Моделювання та вдосконалення елементів національної та регіональної маркетингових стратегій FMCG | 152 |
| ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3 | 168 |

| | |
|--|-----|
| РОЗДІЛ 4. МОДЕЛЮВАННЯ ЗАЛУЧЕННЯ ТА УТРИМАННЯ КЛІЄНТІВ ДЛЯ ВДОСКОНАЛЕННЯ МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ | 171 |
| 4.1. Моделювання ефективності рекламної кампанії на прикладі банку | 171 |
| 4.2. Моделювання маркетингового комплексу для підвищення ефективності медіа- стратегії в роздрібній торгівлі..... | 182 |
| 4.3. Раціоналізація маркетингових рішень для ринку телекомунікацій на основі методів машинного навчання..... | 200 |
| ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 4 | 218 |
| | |
| ВИСНОВКИ | 221 |
| | |
| СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... | 227 |
| | |
| ДОДАТКИ..... | 257 |

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- ROI – Return on investment, рентабельність інвестицій;
- ROMI – рентабельність маркетингових / медіа інвестицій;
- ЦА – цільова аудиторія;
- ММК – моделювання маркетингового комплексу;
- SEM – моделювання структурних рівнянь;
- SVM – метод опорних векторів;
- ШНМ – штучні нейронні мережі;
- МНК – метод найменших квадратів;
- ІС – інформаційна система;
- МАІС – мультиагентна інформаційна система;
- СППР – система підтримки прийняття рішень;
- МСППР – маркетингова СППР, система підтримки прийняття маркетингових рішень;
- SOV (share of voice) – частка голосу (активності) в медіа каналі від загальної рекламної активності певної категорії ринку;
- ESOV – ефективна частка голосу в медіа;
- SOM (share of market) – частка ринку по продажах;
- SKU (stock keeping unit) – товарна пропозиція, ключова одиниця продажу;
- TRP (target rating point) – цільовий рейтинг – одиниця вимірювання рекламної активності на телебаченні;
- TV – телебачення;
- OLV – онлайн-відео;
- ООН – зовнішня реклама, реклама поза домом;
- Adstock - миттєвий, тривалий та відкладений вплив реклами на поведінку покупців, що вказує на розподіл впливу медіа-активності протягом певного часу. $Adstock(MEDIA)_t = MEDIA_t + a * Adstock(MEDIA)_{t-1}$, де $(1-a)$ описує розпад пам'яті (забування) рекламного повідомлення;
- Wear-out - знос рекламного повідомлення;

- Media Boost – внесок рекламної активності в продажі та частку ринку (у %);
- FMCG (Fast Moving Consumer Goods) – ринок споживчих товарів;
- BDI (Brand Development Index) – індекс розвитку бренду;
- CDI (Category Development Index) – індекс розвитку категорії;
- GPI (Growth Potential Index) - індекс потенціалу зростання.

ВСТУП

Актуальність теми дисертаційної роботи. У сучасних ринкових умовах функціонування підприємства одним із найважливіший і вкрай необхідних завдань є формування ефективної бізнес-стратегії та ведення продуктивної маркетингової діяльності, що дає змогу посилювати розвиток бізнесу в цілому, забезпечувати для нього ефективне функціонування з достатнім рівнем прибутковості.

Підвищення ефективності є рушійною силою діяльності будь-яких підприємств у ринковій економіці, адже воно сприяє збільшенню прибутку. Одним із головних напрямків удосконалення бізнес-стратегії є широке застосування ними різноманітних технологій і методів для вибору тактичних та стратегічних напрямків роботи, ефективних засобів маркетингової діяльності, оскільки така концепція максимально відповідає рівню конкурентного оточення та рівню розвитку сучасних економічних систем. Підприємства, які стали на такий шлях, адекватно реагують на зміну ринкової кон'юнктури, що робить їх менш вразливими [236].

Для вибору ефективних управлінських рішень щодо бізнес-стратегії підприємства, його раціональної маркетингової діяльності існує необхідність оцінювання, моделювання та прогнозування бізнес-показників при усіх можливих ситуаціях, розуміння міри впливу різноманітних факторів на бізнес-результати, аби отримати змогу впливати на них, обираючи дієві варіанти рішень та спрямовуючи господарську діяльність на досягнення поставлених короткострокових і довгострокових бізнес-цілей.

Сьогодні бізнесу як ніколи потрібні прогресивні рішення, а Data Science – величезна перспективна область для їх пошуку. Напрямок Data Science розвивається вже досить давно і це постійний шлях розвитку, вдосконалення, навчання і тестувань. Зараз суспільство і бізнес особливо сильно зацікавилися передовими інформаційними технологіями, оскільки окремі рішення підвищують результативність планування та навіть дозволяють знаходити для бізнесу нові драйвери зростання. Аналіз даних та економіко-математичне моделювання застосовуються як для вирішення операційних і тактичних завдань, так і для прийняття стратегічних рішень. Авторські, оригінальні підходи до роботи з

даними, що об'єднують Data Science, комплексну експертизу та інформаційні технології, стануть найціннішим ресурсом для формування ефективної маркетингової стратегії як ключової складової бізнес-стратегії підприємства, а також для раціоналізації маркетингових інвестицій і посилення конкурентних переваг підприємства на ринку. Прогнозна аналітика є визначальною технологією XXI ст. і буде все більше використовуватися для вирішення складних проблем, завдань і приносити величезну цінність для бізнесу і всього людства.

Дж. Ванамейкер, фахівець з маркетингу та реклами XIX ст., колись сказав: «Я знаю, що половина рекламного бюджету витрачається даремно, ось тільки не знаю, яка саме» [161]. Ці слова ще більш актуальні в наш час, ніж будь-коли, оскільки витрати на рекламу стають вагомою частиною маркетингових бюджетів, а їх планування є важливою частиною бізнес-стратегії. Обсяг рекламного ринку України в 2021 р. виріс у порівнянні з 2020 р. на 27% до 31,1 млрд. грн. Майже 50% припадає на телевізійну рекламу [275].

Вирішити цю проблему та здійснювати ефективне управління всією виробничою системою підприємства за умови підвищення ефективності використання маркетингових бюджетів нині допомагає економіко-математичне моделювання на основі Data Science технологій. Складність проблем управління підприємством при формуванні та реалізації товарної та цінової політики, забезпеченні діяльності каналів збуту та просування, прийнятті маркетингових (в т. ч. медійних) рішень обумовлюють необхідність і актуальність використання методів економіко-математичного моделювання для підвищення ефективності діяльності підприємства. Застосування таких методів, моделей, підходів та технологій дозволяє підвищити якість і ефективність діяльності відповідних, зокрема маркетингових, служб підприємства, сприяє покращенню процесів управління підприємством, а також дає змогу сформулювати шляхи визначення ефективних стратегічних рішень та регулювання економічних процесів [248].

Питання кількісного та якісного вимірювання маркетингової діяльності, принципів формування ефективної бізнес-стратегії та раціонального використання маркетингових бюджетів є важливою економічною проблемою сучасного

підприємства, вирішення якої дасть змогу більш обґрунтовано та якісно приймати зважені бізнес-рішення.

Стан наукової розробки проблеми. Теоретичні основи дослідження маркетингу на рівні підприємства і широке коло питань, пов'язаних з моделюванням соціально-економічних процесів, відображені в роботах таких учених, як Ю. Абарка-Санчес [2], А. Аль-Фадлі [8], Л. Балабанова [219], Р. Батра [15], М. Бейкер [14], Дж. Бушкен [26], С. Грімпе [84], Ю. Дінг [57], Д. Де Тоні [52], Д. Джонсон [108], П. Каїн [31], К. Келлер [15], М. Кизим [244], Т. Клебанова [154], А. Кенгпол [110], Ф. Котлер [119], С. Пандіан [151], В. Пономаренко [154], А. Старостіна [181], А. Ставицький [166], В. Софка [84], А. Хелісте [94], А. Томпсон [191], Р. Трихатмоко [193], А. Фарм [72], Х. Фанг [62], Я. Литвиненко [254], Л. Лагат [129], О. Подскребко [263], О. Черняк [300], П. Захарченко [300], А. Чантаяркул [34] та інші.

Дослідженнями використання технологій машинного навчання та Data Science для моделювання маркетингової діяльності підприємств займалися такі вітчизняні та закордонні вчені, як П. Бхаттачарья [19], Р. Бірн [20], Д. Брукс [24], Д. Боуман [23], П. Григорук [97], Д. Дас [47], М. Даш [48], М. Дацко [236], Дж. Доус [49], С. Де [53], М. Гійсенберг [79], Л. Гур'янова [88], С. Гюнесен [87], Т. Затонацька [73], В. Заруба [239], Е. Ібрагім [101], Д. Каччіареллі [28], Р. Кеннеді [49], А. Кумар [123], Н. Кузнецова [93], О. Коломицева [248], О. Ляшенко [133], Н. Максишко [241], А. Паргелова [153], К. Пауелс [152], М. Перрі [32], М. Стоун [18220], Д. Чан [32], О. Червак-Смерічко [298], Г. Чорноус [42] та ін.

Незважаючи на значну кількість наукових досліджень та досягнення українського та міжнародного наукового співтовариства, проблема економіко-математичного моделювання маркетингової діяльності підприємства потребує розвитку як у науковому, так і в практичному аспекті. Існує потреба у розвитку та удосконаленні теоретичних, методичних підходів, побудові адекватних економіко-математичних моделей для моделювання маркетингової діяльності, а також у розробці практичних рекомендацій щодо підвищення ефективності формування та реалізації стратегії розвитку підприємства. Тож, попри значний науковий доробок вітчизняних та зарубіжних вчених, який присвячено обґрунтуванню ефективної

діяльності з формування та реалізації бізнес-стратегії підприємства, зокрема маркетингової діяльності, існує проблема застосування економіко-математичного моделювання на основі Data Science технологій для підвищення ефективності маркетингу, що і зумовлює актуальність теми дисертаційної роботи, її теоретичну та практичну значимість.

Мета і задачі дослідження. Метою дисертаційної роботи є побудова комплексу економіко-математичних моделей на основі Data Science технологій з метою покращення бізнес-показників діяльності підприємства, розробка науково-практичних рекомендацій щодо впровадження системи підтримки прийняття маркетингових рішень для вдосконалення бізнес-стратегії підприємства та підвищення ефективності реалізованих в маркетингу інвестицій.

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

- проаналізувати сучасні особливості формування ефективної бізнес-стратегії підприємства та місце маркетингової діяльності в цьому процесі;
- сформулювати ключові принципи маркетингового та медіа-планування, які актуальні для впровадження в епоху маркетингу 5.0;
- дослідити методологічні засади моделювання бізнес-стратегії підприємства, показати доцільність використання Data Science технологій для розв'язання актуальних задач у маркетингу;
- визначити релевантні економіко-математичні моделі, Data Science технології для моделювання маркетингової діяльності підприємств, сформулювати основні припущення та гіпотези, що потребують перевірки при моделюванні;
- запропонувати концептуальний підхід до моделювання маркетингової діяльності підприємства як ключового компонента у формуванні ефективної бізнес-стратегії, спрямований на покращення результатів діяльності підприємства з поглибленою деталізацією її напрямів;
- запропонувати архітектуру мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень, основною метою якої є вирішення низки завдань щодо формування ефективної маркетингової стратегії;
- запропонувати аналітичні підходи та інструментарій для формування

окремих аспектів ключових функціональних стратегій в межах загальної бізнес-стратегії підприємства;

- запропонувати релевантні економіко-математичні моделі для вдосконалення маркетингової діяльності, а саме максимізації продажів, залученості клієнтів або мінімізації їх відтоку та реалізувати їх розробку на прикладі підприємств різних видів економічної діяльності;

- проаналізувати підвищення ефективності управлінських рішень на підприємствах щодо формування раціональної та дієвої бізнес-стратегії, які базуються на моделюванні маркетингової діяльності за допомогою Data Science технологій.

Об'єктом дослідження є бізнес-стратегія підприємства, а також основні задачі, які виникають при її формуванні та реалізації.

Предметом дослідження є теоретичні та практичні засади моделювання та прогнозування результатів маркетингової діяльності як ключового виду діяльності з формування та реалізації бізнес-стратегії підприємства, економіко-математичні методи, моделі та інформаційні технології для підтримки процесів стратегічного управління маркетинговою діяльністю підприємства.

Методи дослідження. Методологічною основою дослідження є загальнонаукові і спеціальні методи наукового пізнання.

У першому розділі з використанням методів наукової абстракції, аналізу та синтезу, індукції та дедукції, єдності історичного та логічного досліджено особливості та шляхи формування ефективної бізнес-стратегії підприємства як необхідної складової його діяльності на сучасному етапі розвитку економічних систем, а також процеси управління маркетинговою діяльністю на підприємстві, сформовано ключові принципи сучасного маркетингового та медіа-планування, окреслено теоретико-методологічні засади моделювання маркетингової діяльності.

У другому розділі на базі використання методів наукової абстракції, системного аналізу, порівняння та систематизації досліджено організаційно-методичні підходи до моделювання маркетингової діяльності, вивчено розвиток наукових досліджень у напрямку моделювання економічних систем та маркетингової діяльності зокрема, розглянуто різні моделі, методи та технології,

які застосовуються чи можуть бути застосовані для моделювання маркетингової діяльності, запропоновано концептуальну схему розробки та впровадження Data Science технологій для моделювання бізнес-показників на підприємстві, а також архітектуру мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень.

У третьому та четвертому розділах для моделювання маркетингової діяльності підприємств у роботі використано дві групи наукових методів залежно від поставлених задач. Для дослідження діяльності підприємств, розуміння специфіки їх функціонування та формування гіпотез щодо можливих факторів впливу на бізнес-результати використано методи аналізу та синтезу, індукції та дедукції, логічний та історичний методи, а підходи інтелектуального аналізу даних, економіко-математичне моделювання на основі Data Science технологій, зокрема регресійний аналіз, метод штучних нейронних мереж, ансамблеві моделі та інші - безпосередньо для моделювання впливу різноманітних факторів маркетингового середовища на результати діяльності підприємств, а також вирішення задач кластеризації та класифікації.

Економіко-математичне моделювання, машинне навчання та статистичний аналіз реалізовано з використанням MS Excel 2019, R-Studio Desktop (з інтегрованою мовою програмування R), а також програмного забезпечення Deductor Studio, IBM SPSS Modeler, Weka. Для візуалізації створено інтерактивні звіти за допомогою MS Power BI Desktop.

Емпіричною базою для дослідження є:

- наукові дослідження та розробки вітчизняних і зарубіжних дослідників з обраної проблематики;
- дані українських і зарубіжних підприємств, а також їхніх партнерів (наприклад, Nielsen Україна та Proxima Research) щодо воронки продажів товарів і послуг, а також маркетингових факторів, таких як ціна, penetрація, дистрибуція, рекомендації лікарів і фармацевтів тощо.
- дані дослідницьких компаній (Nielsen, Kantar TNS, Індустріального телевізійного комітету, Gemius, Looqme, Youscan тощо) щодо моніторингів медіа-активності в усіх каналах комунікації зі споживачем (телебачення (TV), Інтернет,

зовнішня реклама (ООН – out of home), радіо та преса), а також досліджень поведінки споживачів, їхніх переконань та уподобань;

- дані з відкритих джерел (Державна служба статистики України, Національний банк України, Світовий банк тощо) щодо макроекономічних, соціальних та мікроекономічних факторів.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що автором побудовано комплекс економіко-математичних моделей для вдосконалення бізнес-стратегії підприємства, зокрема покращення показників маркетингової діяльності, обґрунтовано і розроблено концептуальні підходи для прийняття ефективних і дієвих стратегічних рішень на підприємстві. Показано суттєві переваги практичного застосування Data Science технологій для вирішення актуальних завдань маркетингової діяльності підприємств, для формування прикладних рекомендацій щодо удосконалення бізнес-стратегії підприємства та підвищення показників ефективності його діяльності. Найбільш вагомими науковими результатами, які містять елементи наукової новизни, є наступні:

вперше:

- розроблено та апробовано концептуальний підхід до реалізації та впровадження Data Science технологій в маркетингову діяльність підприємства та запропоновано архітектуру мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень на підприємстві, які передбачають формування і використання системи релевантних економіко-математичних моделей та методів машинного навчання. Автором запропоновано універсальний підхід до організації процесу моделювання для підприємств різних видів економічної діяльності, що забезпечує обґрунтування ефективних маркетингових рішень у межах бізнес-стратегії, які дають змогу підприємствам ефективно реалізовувати маркетингові інвестиції та підвищити результати комерційної діяльності;

- запропоновано методологічні засади до формування ефективної портфельної стратегії, що передбачають побудову економіко-математичних моделей, розрахунок показників Media Boost (внеску рекламної активності в продажі та частку ринку) та ROMI, що дає можливість ранжувати бренди в портфелі та максимізувати

ефективність від розподілу медіа-інвестицій;

удосконалено:

- принципи стратегічного планування маркетингової діяльності та медійної активності, що відповідають сучасному етапу розвитку та які, на відміну від розроблених раніше, передбачають такі аспекти, як максимізація охоплення, мультимедійний мікс з синергетичним ефектом; комбінація онлайн-відео та банерної реклами, мобільне мислення, адаптація креативних матеріалів; урахування регіональної специфіки, оптимізація архітектури кампанії та інші;

- підхід до оцінювання цінової еластичності та формування оптимальної цінової політики з точки зору максимізації продажів через визначення впливу індексу ціни на частку ринку в натуральному вираженні та частку ринку в грошах, де виникає нелінійна залежність. На відміну від існуючих, у цьому підході враховано вплив індексу ціни в порівнянні з конкурентами на продажі бренду;

- аналітичні підходи для забезпечення ефективної регіональної бізнес-стратегії, зокрема удосконалено підхід «BDI-CDI» за рахунок запропонованої концепції «BDI по трафіку – BDI по товарообороту», що дає змогу визначити стратегічні фокуси маркетингової діяльності в регіональному розрізі;

- аналітичні підходи для визначення ефективної частки голосу в медіа (SOV) відповідно до позицій бренду та конкурентного оточення, зокрема удосконалено підхід «ESOV» та «SOM vs SOV», який, на відміну від існуючих, передбачає побудову моделі впливу SOV на SOM для кожного сегменту ринку.

отримали подальший розвиток:

- економіко-математичні моделі, що використовуються для розв'язання задач моделювання маркетингової діяльності та формування ефективної бізнес-стратегії. На відміну від існуючих, у цих моделях запропоновано враховувати не загальні медіа-інвестиції, а детальні показники щодо фактично реалізованих обсягів активності в кожному каналі комунікації, а також вдосконалено опис функціональних залежностей, що разом дозволяє раціоналізувати маркетингові витрати та підвищувати бізнес-результати.

- моделі підвищення ефективності рекламної активності по періодах протягом

року, архітектурах рекламних кампаній, хронометражах роликів, а також каналах і форматах комунікації тощо. На відміну від існуючих моделей передбачено використання сезонного ROI, обсягу активності в кожному форматі реклами з урахуванням наявності нелінійного впливу, розподіленого у часі (передбачено миттєвий ефект, що накопичується в період активності, та поступове згасання відкладеного ефекту через забування рекламного повідомлення).

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що сформульовані положення, побудовані моделі, сформовані висновки та рекомендації можуть бути впроваджені в щоденні бізнес-процеси на підприємствах для удосконалення маркетингової діяльності, підвищення ефективності маркетингових (в т. ч. медійних) інвестицій, тобто зростання ROMI, формування ефективної маркетингової стратегії та прийняття дієвих і раціональних бізнес-рішень.

Обґрунтовані в роботі положення можуть бути використані в процесі розробки та реалізації бізнес-стратегії на українських чи закордонних підприємствах різних видів економічної діяльності, а також вже застосовуються в навчальному процесі Київського національного університету імені Тараса Шевченка та інших університетів України при викладанні таких дисциплін, як «Економетрика», «Інтелектуальний аналіз даних (Data Mining)», «Data Science в електронній комерції», «Сучасні інформаційні технології в економіці», «Мікроекономіка» та «Маркетинг».

Наукові положення та прикладні рекомендації дисертації схвалені та прийняті до впровадження у роботі

- Київського національного університету імені Тараса Шевченка (довідка №013/103 від 28.04.2022);
- ТОВ «Інішейтв Медіа» (довідка №20-07/2 від 20.07.2022);
- ТОВ «Юніверсал Маккенн Медіа» (довідка №29-09/8 від 29.09.2022);
- ТОВ «Хавас Медіа Україна» (довідка №05-10/4 від 05.10.2022);
- ТОВ «Медійний партнер» (довідка №17-11/7 від 17.11.2022);
- ТОВ «Юніверсал Дата Хаб» (довідка №08-12/3 від 08.12.2022);
- ТОВ «Разом Комп'юнікейшнз» (довідка №10-01/1 від 10.01.2023);

- ТОВ «Цифрове партнерство» (довідка №15-02/5 від 15.02.2023);
- ТОВ «Медіа Адвайзер» (довідка №03-03/6 від 03.03.2023);
- ДННУ «Академія фінансового управління» (довідка №86025-07/260 від 29.05.2023).

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

Апробація результатів дисертації. Основні теоретичні положення та практичні результати дисертаційної роботи доповідались на 13 міжнародних та всеукраїнських наукових та науково-практичних конференціях:

- XVIII Міжнародній науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Шевченківська весна 2020: Сучасні виклики економіки» (м. Київ, березень 2020 р.);
- 8th International Workshop (ITER 2020) Information Technology in Economic Research of 16th International Conference on ICT in Education, Research, and Industrial Applications: Integration, Harmonization, and Knowledge Transfer (ICTERI 2020) (м. Харків, жовтень 2020 р.);
- XIX Міжнародній науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку» (м. Київ, березень 2021 р.);
- XV Всеукраїнській науково-практичній конференції «Моделювання та прогнозування економічних процесів» (м. Київ, квітень 2021 р.);
- II Міжнародному форумі «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах» (м. Київ, 2021);
- The 6th International Conference “Actual Economic and Social Problems in Modern Globalization” (Tbilisi, Georgia, 17th July 2021);

- VIII International conference “Information Technology and Implementation” (IT&I-2021) (December 1-3, 2021, Kyiv, Ukraine);
- 14th International Conference “Economies of the Balkan and Eastern European Countries” (EBEEC 2022) (May 20-22, 2022, Florence, Italy);
- IX International Conference “Information Technology and Implementation” (IT&I-2022) (November 30 – December 02, 2022, Kyiv, Ukraine);
- VI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Нові інформаційні технології управління бізнесом» (Київ, березень 2023);
- XIV Міжнародній науково-практичній конференції «Сучасні проблеми моделювання соціально-економічних систем» (Харків, 6-7 квітня 2023 р.);
- Міжнародній науково-практичній конференції «Менеджмент та маркетинг як фактори розвитку бізнесу в умовах економіки відновлення» (Київ, 18-19 квітня 2023 р.);
- IV Міжнародній науково-практичній конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні» (Київ, 20-21 квітня 2023 р.).

Публікації. Основні наукові положення й результати дисертаційної роботи викладено та опубліковано у 23 наукових працях, загальним обсягом 17,2 д.а., (особисто автору належить 11,6 д.а.), з яких: 2 – матеріали колективної монографії, 11 - наукових статей (у т. ч. 7 статей – у виданнях, що входять до міжнародних наукометричних баз) та 10 тез доповідей на науково-практичних конференціях.

Структура та обсяг дисертації. Специфіка теми дисертаційної роботи, сформульовані мета і завдання визначили структуру дисертації, яка складається зі вступу, чотирьох розділів, які поділяються на дванадцять підрозділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг дисертації – 276 сторінок, а основний зміст роботи викладено на 199 сторінках. Робота містить 20 таблиць та 48 рисунків. Список використаних джерел налічує 310 найменувань, що представлені на 30 сторінках. Дисертація містить 12 додатків на 20 сторінках.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ

МОДЕЛЮВАННЯ БІЗНЕС-СТРАТЕГІЇ ПІДПРИЄМСТВА

1.1. Особливості та шляхи формування бізнес-стратегії підприємства

Кожне підприємство зацікавлене в ефективному управлінні своєю діяльністю на ринку, що передбачає формування бізнес-стратегії відповідно до цілей та ринкових умов, що постійно змінюються. Однією з основних функцій при цьому є ефективне та своєчасне прийняття обґрунтованих рішень, яке слід розглядати як динамічний процес, який змінюється з плином часу, а не такий, що залишається статичним [106]. Саме прийняття рішень є основою бізнес-стратегії, яка покликана сформулювати ключові напрямки діяльності підприємства і визначається наступними параметрами:

1. Ринок, на якому конкурує підприємство. Сфера діяльності бізнесу визначається товарами (послугами), які він пропонує; ринками, на яких підприємство прагне розвиватися, а також конкурентним середовищем. На сучасному етапі підприємства адаптують концепцію розвитку бізнесу в залежності від внутрішніх та зовнішніх факторів, використовуючи паралельно декілька концепцій ринкової діяльності в залежності від специфіки ринку, товарів чи послуг [228].

2. Інвестиції з метою виходу на ринок, зростання чи збереження поточного стану.

3. Функціональні стратегії, необхідні для ефективної конкуренції на обраних ринках. Як правило, особливості конкурентної боротьби визначаються однією або декількома функціональними стратегіями, такими як стратегії у сфері товарного асортименту, комунікацій, ціноутворення, дистрибуції, виробництва, інформаційних технологій, сегментування та глобальна стратегія.

4. Стратегічні активи та компетенції, що лежать в основі стратегії та забезпечують стійку конкурентну перевагу, сильні сторони підприємства.

Вищезгадані компоненти бізнес-стратегії можна звести до 3 ключових елементів: рішення про інвестування в товар/ринок, що визначають продуктово-ринкові межі стратегії, обсяги інвестицій та розподіл ресурсів між напрямками діяльності підприємства; функціональні стратегії щодо товару, системи збуту, ціни, рекламної активності тощо, а також основи стійкої конкурентної переваги [1].

Функціональні стратегії щодо товару, системи збуту, ціни, рекламної активності є основою для реалізації маркетингової діяльності та в комплексному вигляді формують маркетингову стратегію підприємства. Маркетинг - це перманентний процес планування ринкової діяльності підприємства, який передбачає дослідження та глибокий аналіз конкурентного оточення з метою ефективного збуту товарів і послуг та отримання максимального прибутку за умов жорсткої конкуренції.

У сучасних умовах розвитку усе частіше спостерігається побудова клієнто-орієнтованих моделей управління, при якій маркетинг розглядається як глобальна концепція управління підприємством. Це необхідна складова процесу управління при будь-яких умовах діяльності підприємства та основа його успішного функціонування на ринку, проте найбільш жорстко необхідність розробки маркетингової стратегії проявляється за умов, коли спостерігається гостра конкуренція та посилення боротьби за покупців; перевищення пропозиції над попитом, тобто насиченість ринку та стимулювання переключення споживачів між брендами. Комплексне моделювання маркетингових стратегій є ключем до загальної оптимізації бізнес-стратегії [199].

Дослідженню питань маркетингової діяльності присвячено багато праць як вітчизняних, так і зарубіжних вчених. Теоретичні та практичні питання, пов'язані з маркетингом, висвітлені в працях Л. Балабанової [219], Дж. Бермана, А. Войчак [228], С. Гаркавенко [230], О. Голубкова, О. Каніщенко [242], Р. Каплан, В. Ортинської, А. Мазаракі, О. Сенишиної [280] та багатьох інших. Дослідження наукового доробку таких вчених, як М. Абедян [3], А. Аль-Фадлі [8], М. Бейкер [14], Я. Литвиненко [254], Р. Шакіров [4], К. Келлер [15], Р. Бірн, М. Стоун [20], Ч. Лагат [129], Д. Де Тоні, Г. Мілан [52] та інших дозволяє дійти висновку, що їхні праці присвячені вивченню сутності маркетингової діяльності в фундаментальному розумінні, рекламній та збутовій діяльності, плануванню, а також аналізу та вивченню окремих напрямків, зокрема маркетингового менеджменту, проблем цінової та товарної політики.

Стратегічне планування – це процес формування цілей підприємства, визначення його потенційних можливостей, вибір стратегії діяльності, оцінка та залучення необхідних ресурсів для досягнення цілей бізнесу з максимальною економічною ефективністю [267]. Розробка бізнес-стратегії підприємства є основним процесом

стратегічного планування. Підприємство створює маркетингову стратегію, аби структурувати процес маркетингової діяльності, підвищити ефективність її реалізації і направити усі ресурси на виконання короткострокових та довгострокових цілей [101]. Маркетингова стратегія, на думку Д. Аакера, дозволяє підприємству зосередити свої ресурси на оптимальних можливостях з метою нарощення продажів і досягнення конкурентної переваги [173]. Ефективна маркетингова стратегія допомагає досягти цілей підприємства та забезпечити зростання доходів, адже є комплексом заходів на основі запитів споживачів, що спрямований на максимізацію прибутку [221].

Формування ефективних маркетингових стратегій є складним завданням, що включає комплексне маркетингове планування, методи та механізми розробки найкращого способу дій за цих обставин та пошук оптимальних та дієвих рішень для досягнення стабільних високих результатів [3]. Таку мету можливо досягнути за рахунок поглибленого аналізу всього різноманіття потреб споживачів, для яких існує можливість їх задоволення в короткостроковому або довгостроковому періоді [130].

При формуванні бізнес-стратегії загалом та маркетингової стратегії зокрема варто враховувати наступні принципи: *«принцип розуміння споживача»*, який передбачає аналіз та врахування потреб, а також динаміки та тенденцій ринкової кон'юнктури; *«принцип боротьби за споживача (клієнта)»*, який передбачає боротьбу не за збут, а безпосередньо за споживача; *«принцип максимальної адаптації виробництва товарів та надання послуг до вимог ринку»*, який передбачає однозначну відповідність виробництва товарів і надання послуг потребам ринку, тобто вимагається формування пропозиції в тому асортименті та обсягах, що відповідають попиту споживачів [235].

Ключове місце споживачів у сучасному маркетинговому середовищі призвело до зосередження маркетингової діяльності саме на покупцях. Такий перехід оживив теорію елементів комплексу маркетингу з оновленою парадигмою 4P та 4C [10].

Концепція комплексу маркетингу (маркетингового комплексу, маркетингового міксу) - це стратегія інтеграції між продуктом, місцем, ціною та просуванням (4P), так що успіх підприємства в умовах високої конкуренції залежить від факторів та ефективності стратегій кожного елементу 4P [193, с. 19]. Традиційний маркетинговий

комплекс 4P, що включає політику ціноутворення та схему збуту товарів, методи стимулювання збуту та просування через рекламну активність, визначає важливі фактори на шляху до покупки [180]. Пріоритетними напрямками комплексу маркетингу є досягнення певної частки ринку за рахунок формування та реалізації ефективної маркетингової стратегії, яка є системою управлінських рішень із планування і реалізації заходів маркетингового комплексу, які підпорядковані досягненню цілей підприємства (збільшення обсягу продажів, прибутку, частки ринку, лідерство на ринку тощо) [117, 221, 234].

Теоретичні та практичні дослідження багатьох фахівців у цій галузі присвячені аспектам розробки ефективних маркетингових стратегій. Питаннями стратегічного планування конкурентоспроможного маркетингового комплексу та маркетингового забезпечення займалися провідні зарубіжні вчені Г. Армстронг [117], Ф. Котлер [118], П. Друкер, Дж. Ламбен, О. Волкер, Д. Сондерс та ін. Розробкою теоретичних, методологічних та практичних основ ефективного формування та реалізації маркетингових стратегій підприємств в Україні займаються такі вчені як О. Кендюхов, Н. Бутенко [27], Н. Куденко, А. Старостіна та ін. У роботах Д. Дей, В. Герасимчук, С. Ілляшенко, С. Ковальчук, Р. Трихатмоко [193], М. Вудлей [205], Дж. Вакер, Д. Самсон [199], Ю. Сун, Х. Тан [185], П. Супаван [187], С. Сунарді [186] розглянуто питання маркетингового управління бізнес-процесами підприємства; сутність і зміст поняття «маркетингова стратегія» та аналіз її елементів. Провідна позиція у дослідженнях вищезазначених вчених – обґрунтування доцільності та необхідності використання маркетингових досліджень та аналізу даних у діяльності підприємства для узгодження сучасних вимог ринку, а також потреб і поведінки споживачів [215]. Лідер, який поступово витрачає 1% свого доходу на маркетингові та дослідницькі заходи, може збільшити ймовірність збереження лідерства на 50% [195]. Загалом одним із факторів, що визначає ефективність діяльності підприємства, вчені визнають поглиблений аналіз ринкових даних для пошуку в них прихованих закономірностей та формування ефективних маркетингових рішень [243].

Продуктивність підприємства залежить від багатьох елементів. Маркетинг є одним з ключових етапів ланцюга створення вартості, що свідчить про те, що

маркетингові можливості та стратегії впровадження роблять значний внесок у ефективність підприємства [129]. Основна суть маркетингової системи полягає в тому, що підприємство розробляє та формує свою унікальну ринкову стратегію, яка спрямована на задоволення потреб споживачів, з урахуванням наявності впливу безпосереднього ринкового оточення - маркетингового середовища.

Кожне підприємство діє на ринку не ізольовано, а у взаємодії з іншими суб'єктами та навколишнім середовищем, які мають певний вплив на спроможність підприємства розвивати й підтримувати взаємовідносини зі споживачем та цільовим ринком, тобто здійснювати повноцінну маркетингову діяльність та управління підприємством [117, 222, 242]. Ці та велика кількість інших факторів маркетингового середовища можуть або сприяти розвитку підприємства, або стримувати його подальший розвиток та посилення позицій на ринку [230].

Ефективність маркетингової стратегії - це функція динамічного, інтерактивного процесу, що включає внутрішні ресурси підприємства, зовнішні фактори навколишнього середовища, а також дії конкурентів [101]. Маркетингове середовище постійно зазнає змін та трансформується: ринкові можливості й загрози виникають, змінюються й зникають, тому для підприємства надзвичайно важливою задачею є вчасно розпізнати їх аби в подальшому активно розвивати можливості та повністю знешкоджувати поточні й потенційні загрози. Кожному підприємству необхідно чітко знати, яким чином розробити ефективний комплекс маркетингу і успішно управляти реалізацією необхідних маркетингових зусиль. Для максимізації прибутку виробники прагнуть відчувати сигнали попиту, керувати ним і формувати його в майбутньому, використовуючи елементи комплексу маркетингу та інші маркетингові фактори, щоб ефективно відповідати на потреби потенційних споживачів [123, 199]. Кожен з цих аспектів і формує процес управління маркетингом на підприємстві та є невід'ємною частиною успішного функціонування будь-якого підприємства на ринку.

Основними процесами управління маркетингом на підприємстві є дослідження споживачів та конкурентів, маркетингові дослідження внутрішнього та зовнішнього середовища підприємства, розробка маркетингової стратегії, стимулювання попиту, управління логістикою і рухом товарів, управління новими товарами і

ціноутворенням, стимулювання попиту тощо.

До сучасних тенденцій управління маркетинговою діяльністю відноситься злиття відділів R&D, маркетингу, виробництва в єдині науково-виробничі комплекси в рамках стратегічних центрів. Подібні структури покликані підвищувати ефективність адаптації до зовнішніх умов за рахунок більш комплексного підходу [260]. Еволюція в маркетингових інструментах формування і трансформації клієнтського досвіду, а також розвиток самих економічних систем, що супроводжується переходом підприємств на цифрові форми функціонування [188], еволюція даних, прогностичної аналітики відбуваються в міру визнання економічної цінності інформації, що пов'язана з успіхом бізнесу і новими можливостями управління маркетинговою діяльністю [4]. Використання можливостей аналізу даних в стратегії підприємства посилило тиск на відділи стратегічного планування, щоб зробити аналітику, керовану даними, центральною для прийняття економічних рішень [108] через вивчення основних впливових факторів поведінки споживачів і створення системи підтримки прийняття рішень (СППР) [110, 234].

В умовах поточного розвитку ринку та економічних відносин між виробником та споживачем для ефективного функціонування підприємства необхідно одержувати та детально аналізувати адекватну та актуальну інформацію про ринок, продукт, споживача як на етапі до, так і після прийняття будь-якого управлінського рішення. На характер та результативність прийнятих рішень впливає велика кількість факторів і задля підвищення ефективності необхідно мінімізувати негативний вплив більшості з них, враховуючи їх важкопередбачуваність [285]. У поточному бізнес-середовищі, більш невизначеному, ніж будь-коли раніше, розуміння поведінки споживачів є невід'ємною частиною процесу стратегічного планування та операційної діяльності бізнесу. Мінливий характер потреб і вимог споживачів означає, що підприємства повинні повністю переглянути свої поточні бізнес-стратегії і зробити їх актуальними для поточного часу [90]. А. Бобейка, дослідивши природу та наслідки домінуючої парадигми управління комплексом маркетингу, а також сучасні особливості взаємовідносин із клієнтами, показав, що підприємствам потрібен інший підхід до стратегічного планування [22, с. 1305].

В таких умовах підприємства відчують необхідність у дослідженні поточного та потенційного ринків збуту, в аналізі та визначенні споживчого попиту і стану розвитку конкурентного оточення. Для зниження рівня невизначеності та потенційного ризику підприємство повинно мати надійну, достовірну, у достатніх обсягах, цінну і своєчасну інформацію [220, с. 33]. Вона є ключовим фактором успіху, адже чим більше інформації доступно для прийняття рішення, тим більш виважені та обґрунтовані вони будуть, що підтверджує важливість обробки даних на всіх етапах функціонування бізнесу. Варто максимально використовувати дані, переходячи до маркетингу на основі даних, щоб допомогти підприємству знайти релевантних клієнтів, утримати та розвивати їх, а також підтримувати зростання та прибутковість бізнесу [82]. Ці процеси формують бізнес-стратегію підприємства.

Для забезпечення ефективного виконання завдань з приводу аналізу, планування, реалізації планів і контролю існує потреба в постійній інформації про зміни в ринковому середовищі. Необхідні відомості та актуальну інформацію щодо розвитку ринку та поведінки споживачів одержують із внутрішньої звітності підприємства (зокрема, динаміку продажів, структуру асортименту та регіональні відмінності), маркетингових спостережень (зокрема, профіль цільової аудиторії (ЦА), її зміни та вподобання), досліджень і аналізу даних (зокрема, вивчення показників здоров'я бренду, проведення економетричного моделювання [302], кластеризації та класифікації споживачів з метою їх сегментації тощо).

Одна з основних цілей будь-якого маркетингового дослідження – це визначення ринкових можливостей підприємства для їх найшвидшого освоєння. Існує потреба в правильній оцінці таких можливостей, передбаченні потенційного розміру ринку чи його сегменту, прогнозуванні можливих сценаріїв розвитку та прорахунку можливого рівня прибутку. Важливим питанням при розробці бізнес-стратегії є оцінка та прогноз ємності ринку, очікуваного рівня збуту залежно від запланованої маркетингової діяльності [267]. Занадто оптимістична оцінка призведе до надмірних витрат, а песимістична оцінка заважає розвитку та обмежує його ринковий потенціал [284]. Прогнози будуть використані фінансовим відділом для залучення коштів або необхідних додаткових інвестицій, виробничим відділом - для визначення необхідних

виробничих потужностей і планованої продуктивності, відділом поставок - для виконання необхідних закупівель відповідно до потреб маркетингу, а відділом кадрів - для наймання необхідної робочої сили в найбільш ефективні терміни.

Враховуючи еволюцію концепцій маркетингу, видно, що якщо на початковому етапі маркетинг визначали як цілеспрямовану діяльність підприємства щодо просування товарів та послуг на ринку, то згодом значного поширення набуло розширене трактування маркетингу як ринкової концепції щодо управління підприємством, за якої в основі прийняття управлінських рішень лежить будь-яка доступна ринкова інформація, а їх обґрунтованість перевіряється безпосередньо в процесі діяльності, тому сучасний маркетинг розглядається як система організації, створення, виробництва і збуту товарів на основі комплексного (всебічного) вивчення ринку і реальних запитів потенційних покупців з метою отримання максимального прибутку та посилення конкурентних переваг [118].

Сучасний маркетинг, який характеризується надмірним перенасиченням ринків і обмеженими можливостями нарощування продажів, переходить до нового етапу розвитку [223, с. 61]. Відбулась поступова еволюція від маркетингу 1.0, де основною ціллю був продаж товарів, до маркетингу 2.0 з основним фокусом на задоволення потреб споживачів, до маркетингу 3.0 з ціннісною орієнтацією діяльності підприємства та маркетингу 4.0 з максимальною діджиталізацією процесів [202]. Але настав час маркетингу 5.0, у фокусі якого перебувають інформаційні технології, та який включає елементи людиноцентричного маркетингу 3.0 і посиленого цифровими технологіями маркетингу 4.0 [119].

Цілі маркетингової діяльності підприємства можуть бути досягнуті лише у випадку поглибленого аналізу потреб, стимулів і мотивацій, попиту споживачів [10, 235]. Розуміння клієнтів усуває частину невизначеності щодо маркетингових витрат, оскільки є більш чітке розуміння того, що інформація, зібрана через маркетингові дослідження, на 100% цінна [20]. Стратегія має опиратися на глибинне дослідження ринку, прогнозування короткострокових та довгострокових перспектив розвитку ринків і потреб потенційних споживачів [235]. Головні складові маркетингової діяльності - це, з одного боку, ретельне і всебічне дослідження ринку, попиту, смаків

і потреб споживачів, орієнтація виробництва та продукції на ці вимоги; з іншого - активний вплив на ринок, формування потреб і купівельних переваг.

Маркетинговий комплекс як основа підтримки формування і реалізації ефективної бізнес-стратегії підприємства. При розробці стратегії підприємства у центрі уваги перебувають ефективні маркетингові рішення [283], тобто маркетингова стратегія є ключовою частиною бізнес-стратегії підприємства та основним вектором діяльності щодо її досягнення. При реалізації бізнес-стратегії проявляється і постійно посилюється тенденція до організації діяльності з метою підвищення ефективності функціонування підприємства. Маркетинговий комплекс є сполучною ланкою між виробниками і споживачами, тому коректне залучення маркетингових каналів є ефективним шляхом стимулювання попиту, збільшення продажів, утримання існуючих клієнтів та залучення нових [184].

Ціна, цінова політика. Одним з ключових елементів при плануванні діяльності підприємства є визначення цін на товари та послуги, адже ціна є одним із найважливіших факторів, який впливає на купівельну поведінку споживачів [177, с. 32; 281, с. 58]. Підприємство через певну політику ціноутворення значною мірою впливає як на обсяги продажів, конкурентоспроможність, так і на рівень прибутку, а отже, є нагальна потреба на більш стратегічний погляд на процес ціноутворення [52]. Від того, наскільки правильно, обґрунтовано та детально продумано буде сформована цінова політика підприємства, залежать його ефективність та результативність [289]. Стратегія підприємства в напрямку ціноутворення - це управлінська діяльність, частина бізнес-стратегії, яка передбачає неперервний процес коригування та змін.

Вибір політики ціноутворення тісно пов'язаний із цілями підприємства [232]. Формування цінової політики підприємства передбачає встановлення і періодичну зміну цін залежно від ситуації на ринку та динаміки цін на аналогічні чи схожі товари конкурентів з метою збереження чи нарощення частки ринку, а також отримання прибутку та його максимізації [258]. Стратегію ціноутворення доцільно переглядати при створенні та виведенні на ринок нової чи вдосконаленої продукції, зміні конкурентного середовища, еволюції товару на різних стадіях життєвого циклу, а також при зміні витрат виробництва. Досягнення конкурентоспроможної ціни передбачає як

мінімізацію витрат, так і застосування різноманітних маркетингових заходів, таких як просування та розповсюдження з високою економічною ефективністю [9, с. 54]. Розробка та використання певної цінової політики вимагає досконалого володіння інформацією щодо ситуації на ринку, а також здатність передбачати її можливі зміни.

Стимулювання збуту передбачає сукупність різноманітних прийомів, що сприяють зростанню обсягу продажів товару. Для прийняття ефективних рішень щодо формування необхідної структури каналів збуту товарів (послуг) підприємства, цей процес має розпочинатися із дослідження того, які види обслуговування та збуту необхідні для споживача, а також з постановки цілей і визначення обмежень різних каналів збуту. Розвиток системи збуту займає особливо важливе місце в комплексі маркетингу, оскільки доступність товару є одним з ключових факторів його продажу на ринку (чим ширша мережа збуту, тим більший рівень продажів отримує підприємство і тим вищу ефективність має рекламна активність [64]).

Засоби просування товару на ринок є одним з найголовніших елементів маркетингової екосистеми. Їх основна мета – це стимулювання попиту та посилення позицій підприємства на ринку. Основні з них: рекламна активність у каналах комунікації, PR, використання промо-активності (знижки, акції, розіграші) тощо.

Хоча спочатку заходи стимулювання позиціонувалися як короткострокові дії для отримання негайного збільшення продажів, то на сучасному етапі просування – це основний інструмент створення стійких бізнес-результатів у вигляді продажів, і їх слід використовувати для моделей підтримки прийняття рішень і систем, спрямованих на вдосконалення аспектів маркетингової діяльності [210].

На сучасному етапі розвитку економіки значно зростає роль рекламної діяльності підприємства. *Рекламна активність* – один із основних напрямків маркетингової діяльності та інструментів стимулювання продажів, що формує значну частину маркетингового бюджету. Передбачає донесення до споживачів інформації про товар чи послугу, її закріплення у свідомості широкого кола потенційних покупців [235] з метою спонукання ЦА до конкретних бажаних для замовника дій (збільшення рівня споживання, частоти покупки тощо). Цілі переважно короткострокові (продажі товарів та послуг), але в довгостроковому аспекті рекламна

активність формує позиціонування, збільшує знання про товар, послугу чи підприємство загалом, забезпечує лояльність ЦА, що в кінцевому підсумку сприяє досягненню стійких позиції підприємства на ринку [117] та довгостроковому зростанню бізнесу. Основною метою реклами є вплив на купівельну поведінку споживачів та процес прийняття ними рішення щодо покупки [229], адже вона допомагає споживачам зробити свій вибір, що підтверджено низкою вчених [44].

Ключове місце у процесі формування стратегії бізнесу займає ефективна реклама [295, с. 177-178]. З огляду на виклики та зміни в медіа, розділену увагу споживачів, ефективна інтеграція маркетингових комунікацій набуває все більшого значення [15]. В умовах динамічного конкурентного середовища та обмежених фінансових ресурсів у процесі підготовки рекламних кампаній для отримання максимальної віддачі від них необхідна оптимізація каналів комунікації зі споживачами шляхом розробки ефективного медіа-плану. Цей процес передбачає вибір релевантних для бізнесу каналів комунікації (формування ефективного медіа-міксу), визначення їх пріоритетів відповідно до очікуваного ROMI, а також врахування граничної корисності кожного з них, вибір необхідного обсягу медіа-тиску в цілому та в щотижневій деталізації. Крім того, можливий ефективний розподіл медіа-інвестицій за форматом прояву (наприклад, розподіл між різною тривалістю роликів або між відео та банерною рекламою тощо), за періодами протягом року і т. д. Такий план забезпечує ефективне використання наявних інвестиційних ресурсів та розміщення рекламних матеріалів у таких медіа-каналах з такою інтенсивністю та періодичністю, щоб досягти максимально можливого охоплення ЦА з найбільшим впливом на неї, тобто з максимальною ефективністю [216].

Будь-яке відхилення від оптимальності призводить до неефективності: підприємство не отримує трафіку і прибутку від продажів або несе зайві фінансові витрати на неефективну рекламну комунікацію. Для досягнення мети збільшення результативності витрат на рекламу (медіа-стратегії) підприємствам необхідно впроваджувати математичні моделі маркетингового та медіа-міксу. Розробка технологій і методів оцінки ефективності рекламних кампаній є надзвичайно важливим питанням, що обумовлено складністю поведінки споживачів, появою нових можливостей у спілкуванні зі споживачами та зміною вартості та якості реклами.

Принципи ефективного планування рекламної активності в епоху маркетингу 5.0. Поточна динаміка і конкурентоспроможність ринку означає, що маркетинг повинен постійно адаптувати свої стратегії до постійних змін, щоб виконувати свої зобов'язання перед споживачем. Як наслідок, підприємства прагнуть до динамічної рівноваги, працюючи зі змінними комплексами маркетингу, відповідно до інноваційних викликів, що задаються ринком і споживачем [164].

Будь-яка рекламна кампанія буде успішною у випадку правильного поєднання релевантного рекламного повідомлення (креативу високої якості) та правильного вибору медіа-міксу (каналів комунікації та інструментів донесення даного повідомлення до ЦА). Підприємство завжди має чітко формувати мету кожної рекламної кампанії, що може полягати у формуванні знання про бренд чи компанію, створенні позитивного іміджу, донесенні інформації про продукт та його конкурентні переваги на ринку тощо для того, аби згодом обіймати міцні позиції на ринку і забезпечити зростання продажів підприємства.

Водночас існує низка проблем, що потребують вирішення, серед яких визначення ефективного медіа-міксу та необхідної величини рекламного бюджету підприємства, а також оптимізація процесів медіа-планування. Економіко-математичне моделювання на основі Data Science технологій дає змогу значною мірою вирішити ці проблеми та сформувавши рекомендації щодо вдосконалення медіа-активності та формування ефективної медіа-стратегії [36], проте можна виділити загальні принципи планування, рекомендовані до застосування на підприємствах.

Специфіка сучасного розвитку ринкового середовища, поведінки споживачів та їх взаємодії з різними каналами комунікації, а також впливу рекламної активності на бізнес-результати вимагає адаптації принципів медіа-планування до поточних потреб. Дванадцять ключових принципів медіа-планування в умовах маркетингу 5.0 сформовано на рис. 1.1. Розглянемо детальніше специфіку кожного з них.

Принцип 1: охоплення. Швидкість досягнення (охоплення) ЦА – першочергова задача при медіа-плануванні, проте важливо правильно визначати та контролювати цільові показники. В даному випадку завжди найбільш доцільно вимірювати саме тижневе охоплення на частоті контакту ЦА з рекламним повідомленням 1 раз та

більше (частота 1+), потенціал якого суттєво відрізняється по медіа-каналах. Так, TV швидко і надійно будує високе тижневе охоплення на всіх частотах, зокрема на 1+, 3+ та 5+. Воно є лідером у побудові охоплення, оскільки дає змогу протягом тижня досягати охоплення ЦА на рівні ~60-70%. Онлайн-активність дає змогу швидко відбудувати тижневе охоплення, проте за рахунок обмеженості інвентарю має значно меншу верхню межу - ~30-40% в залежності від ЦА [273]. Щодо зовнішньої реклами, то за рахунок регіональних обмежень потенціал охоплення в рамках національних кампаній не такий високий, але в рамках міста охоплення може досягати 80%, проте зростає повільно і на високій частоті контакту з ЦА.



Рис. 1.1. Основні принципи медіа-планування в умовах маркетингу 5.0.

Джерело: складено автором.

Принцип 2: мультимедійний мікс. Кожен канал комунікації сильний в різний проміжок дня і має різну якість донесення повідомлення до ЦА. Так, наприклад, основний час для перегляду TV-контенту – це вечірні години після 18:00 [272], а в денні години аудиторія в більшості випадків знаходиться поза домом, що підвищує роль мобільних форматів розміщення в digital, зростає обсяг контактів ЦА з зовнішньою рекламою, а також рекламою в громадському транспорті [273]. Як наслідок, мультиканальний мікс завжди має вищу ефективність.

Принцип 3: онлайн + TV. Digital та TV як канали комунікації чудово доповнюють один одного, враховуючи той факт, що аудиторія TV-глядачів та онлайн-аудиторії суттєво відрізняється, що впливає на потенціал та специфіку охоплення ЦА.

TV зазвичай більше дивиться старше покоління. Так, для аудиторії, що старше за 45 років, TV забезпечує охоплення від 80%, проте для ЦА до 30 років цей показник

не досягає 70% (рис. 1.2). Молода аудиторія більше користується Інтернетом і, окрім того, кожен з цих двох каналів комунікації охоплює певну унікальну частину ЦА, яка дивиться лише TV або користується лише Інтернетом. Так, тільки TV дивиться від 12% до 68% аудиторії залежно від вікової групи серед людей у віці від 16 до 65 років, а користуються лише Інтернетом відповідно від 4% до 32% аудиторії [70].

Відповідно, аби максимізувати охоплення ЦА та збільшити її контакти з рекламним повідомленням, доцільно підключати активність в TV та в digital. Саме за рахунок використання одразу двох каналів комунікації виникає оптимізація охоплення ЦА, оскільки в такому випадку онлайн-активність добуває охоплення до TV-реклами, що дає змогу ще й оновити аудиторію і збільшити прибуток за рахунок охоплення значної частини потенційних покупців. Інкрементальне тижневе охоплення може досягати 28% споживачів залежно від ЦА.

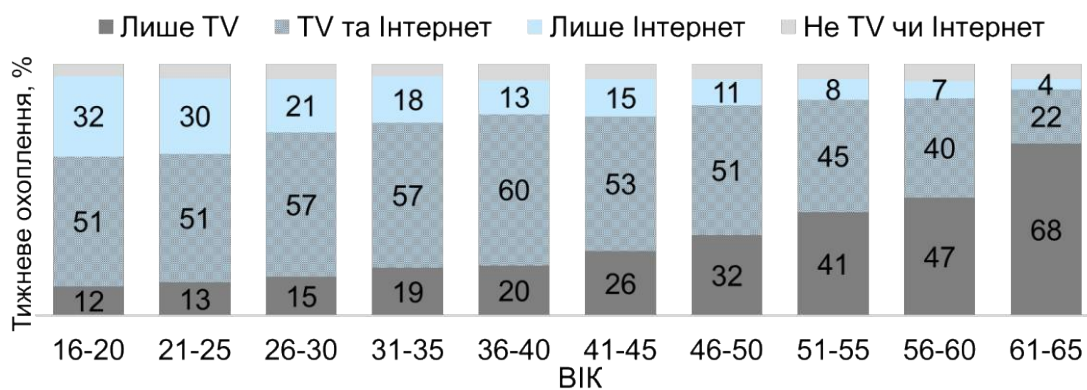


Рис. 1.2. Тижневе охоплення аудиторії на TV та в Інтернеті для різних вікових груп.
Джерело: складено автором на основі даних [272].

Принцип 4: онлайн-відео (OLV) – ще один канал TV для споживання відео-контенту. OLV – це повноцінна заміна TV і ЦА дуже часто не розрізняє, де вона бачила той чи інший матеріал – по TV чи в мережі Інтернет. У зв'язку з цим розміщення в мережі Інтернет за допомогою відео-формату є ефективним доповненням до TV-активності. Окрім того, специфіка розміщення в digital дає, на відміну від TV, можливість обмежити частотні хвости і тим самим контролювати частоту контакту ЦА з рекламним повідомленням (рис. 1.3).

Проте важливо розуміти, що залежно від ЦА перетин між онлайн та офлайн зазвичай досить значний (рис. 1.2) і, як наслідок, OLV добуває лише кілька відсотків додаткового охоплення, тому необхідно оптимізувати медіа-мікс з

урахуванням вартості охоплення та загального медійного бюджету. Завжди існує граничне значення частки медійного бюджету, спрямованого на розміщення OLV, після досягнення якого вартість за приріст охоплення суттєво зростає і подальше збільшення бюджету вже неефективне. Таке граничне значення буде залежати від конкретної ЦА, рівня бюджету, а також специфіки категорії. На прикладі одного з продуктів перевищення частки digital-активності у форматі OLV вище 10% призводить до зростання вартості більше, ніж удвічі [70].

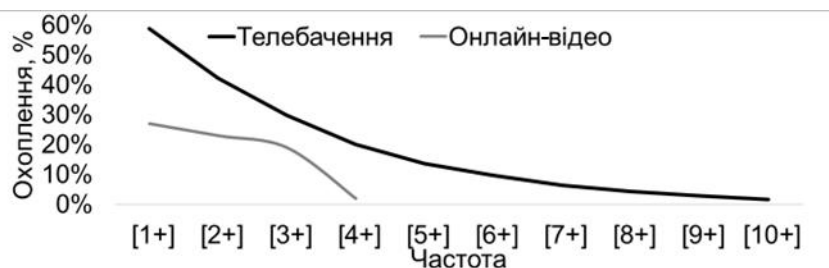


Рис. 1.3. Охоплення ЦА на різних частотах.

Джерело: складено автором на основі даних [273].

Принцип 5: банерна реклама забезпечує додаткову частоту контакту з ЦА, як і зовнішня реклама. Якщо відео-формати (TV та OLV) будують охоплення ЦА, проте зазвичай напередодні покупок і ввечері, то банерні формати в мережі Інтернет працюють на нагадування потенційно зацікавленій аудиторії про продукт протягом дня і по дорозі на роботу чи додому. Окрім того, споживання таких форматів відносно рівномірне протягом дня [273]. З урахуванням викладеного вище, такий медіа-мікс працює на безпосередню генерацію покупок у точках продажу.

Принцип 6: мобільне мислення. Мобільний телефон стає основним екраном для більшості аудиторії, що вимагає концентрації та адаптації рекламної активності до такого варіанту споживання рекламних повідомлень. 78% онлайн-аудиторії – користувачі смартфонів [272], які вже не відрізняють, де бачили ту чи іншу інформацію. Межі між онлайн та офлайн світами стираються.

Принцип 7: адаптація креативу. Для брендів критично важливо використовувати адаптовані формати всіх рекламних матеріалів, адаптувати усі додатки, сайти під мобільних споживачів для того, щоб формувати якісне сприйняття бренду його ЦА, адже вона по різному контактує з кожним каналом комунікації і це впливає на їх поведінку. Важливо, щоб рекламні матеріали виглядали якомога

природньо для ЦА і їх сприйняття було максимально зрозумілим [70].

В рамках роботи з креативом завжди гостро постає питання про те, яка довжина роликів є найбільш оптимальною з урахуванням їх вартості та ефективності. Саме Data Science та моделювання бізнес-показників і дозволяє оцінити фактичну ефективність кожного креативного матеріалу та ефект від різних довжин роликів, щоб сформувавши оптимальну тактику медіа-розміщення [36].

Принцип 8: регіональна специфіка. Для сучасного стану розвитку маркетингових досліджень характерне посилення уваги до регіональних проблем та регіональної специфіки [308]. Розробка механізму стратегічного управління та ефективної маркетингової стратегії передбачає наявність нерівномірного розвитку ринку під тиском споживачів та конкурентів, особливо у регіональному аспекті [286]. Українці дуже різні за своїми споживчими настроями, поведінкою, а також уподобаннями [272], що впливає на різний потенціал окремих регіонів для розвитку бізнесу та різну ефективність в кожному з них від реклами в ЗМІ та цінових акцій. Досвід українських підприємств доводить, що національна рекламна кампанія має різну віддачу в різних регіонах і виникає гостра потреба у формуванні регіональної медійної стратегії. Поглиблений аналіз даних дає змогу визначити регіони, жителі яких гірше реагують на рекламну кампанію, і регіони, в яких реклама приносить більше продажів, ніж в середньому по країні, для того, аби перерозподілити регіональну активність та таким чином оптимізувати маркетингові інвестиції [290].

Принцип 9: архітектура побудови кампаній. Залежно від цілей та специфіки продукту і категорії існують різні варіанти побудови архітектури медіа-кампаній, що зумовлює вибір найкращого варіанту в кожному випадку (рис. 1.4):

- Burst стратегія (флайтова) має наступні характеристики: швидке охоплення аудиторії; високі ваги; короткий період кампанії, тобто чергування присутності в ефірі та перерв у активності.
- Continuity стратегія – постійна активність з невисокими вагами, що має наступні характеристики: розтягнення охоплення в періоді; низькі ваги (зазвичай 0,5 від burst); тривалий період кампанії.
- Pulse стратегія – активність тиждень через тиждень, що має наступні

характеристики: розтягнення охоплення в періоді; низькі ваги (зазвичай 0,5 від burst); чергування одного тижня в ефірі та одного тижня перерви [257].

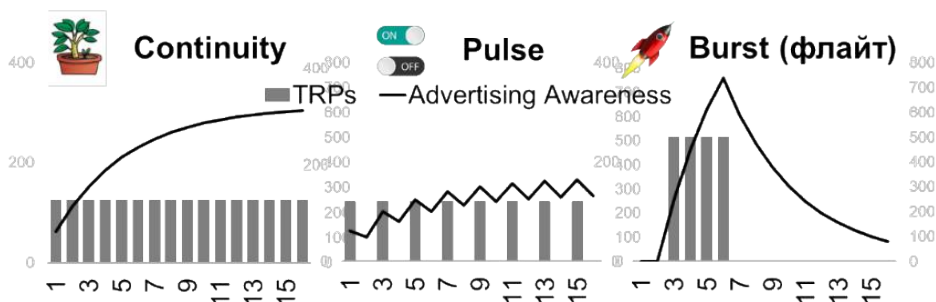


Рис. 1.4. Різні типи архітектури рекламних кампаній.

Джерело: складено автором.

Після вибору архітектури кампанії постає питання, яким чином використовувати медіа-мікс TV та онлайн-інструментів. Залежно від бізнес- та комунікаційних задач існує кілька варіантів їх використання в медіа-міксі:

- Паралельне розміщення, яке добре працює на зростання частоти і переконливості, але скорочує період присутності в ефірі. Головна перевага даного типу розміщення - це інкрементальне тижневе охоплення, проте, з іншого боку, зростає тижнева частота, скорочується період присутності, а також існує високий перетин аудиторії – близько 82% від кампанії в Інтернеті буде охоплено на TV [273].

Такий тип підходить для складної категорії чи сезонного продукту, коли варто підвищити інтенсивність розміщення та частку голосу (SOV – share of voice), аби виділитись з шуму у категорії з високим клатером, а також при запуску нового креативу чи нового продукту для відбудування достатнього рівня знання у ЦА.

- Послідовне розміщення, яке не збільшує тижневу частоту, а збільшує присутність в ефірі, тобто серед основних переваг такого типу розміщення рекламної кампанії – збільшення накопиченого тижневого охоплення і збільшення тривалості кампанії. Основний недолік – це відсутність інкрементального охоплення та нижчий SOV. Такий тип активності рекомендовано використовувати для кампаній підтримки та поступового переходу на стратегію постійної присутності.

Принцип 10: перформанс не тільки онлайн. Під перформансом (від англ. performance – продуктивність) слід розглядати активність спрямовану безпосередньо на зростання трафіку та продажів. Яскравим прикладом є стратегія аптек, які

розподіляють медійний бюджет рівномірно між Інтернетом, зовнішньою рекламою та радіо, які працюють не на побудову знання, а на безпосереднє залучення зацікавленої ЦА в точки продажів.

Принцип 11: програматик – націлення на аудиторію. Програматик (від англ. programmatic – програмний) – це сукупність моделей і технологій, які направлені на пошук ЦА та розміщення реклами з високим ступенем таргетингу на найбільш зацікавлені сегменти. Програматик закупівлі дають змогу оптимізувати вартість охоплення ЦА, контролювати частоту контакту з нею, збільшувати відгук потенційних клієнтів (наприклад, показник CTR [140]), а також забезпечувати зростання ключових бренд- та бізнес-KPIs (наприклад, знання бренду/рекламного повідомлення, рівня споживання, продажів тощо).

Принцип 12: безпека бренду – захист його оточення. При програматик закупках можна покладатись на технології, проте додатковий контроль і перевірка лише підвищать якість розміщення. Завжди необхідно контролювати контекст, в якому здійснюється розміщення рекламних матеріалів, оскільки неприємний чи недоречний контекст буде мати значний негативний вплив на здоров'я бренду. Для того, щоб цього уникнути, варто виключати недоречні тематики та використовувати мінус-слова (наприклад, війна, алкоголь, азартні ігри, наркотики, нецензурна лексика тощо); працювати з перевіреними партнерами, виключати неблагонадійні ресурси з розміщення, оскільки більше 1,7 тис. доменів в Україні є саме такими [279].

Підводячи підсумки, варто зазначити, що додержання зазначених принципів значною мірою спрощує медіа-планування та підвищує ефективність рекламної кампанії, проте не вирішує усіх проблем із плануванням рекламної активності, тому і виникає потреба поглибленого вивчення наявних даних та проведення економіко-математичного моделювання на основі Data Science технологій.

Складність і неоднозначність принципів маркетингових витрат вимагають чіткого розуміння соціально-економічних процесів, постійного збору інформації, її аналітичної обробки шляхом поглибленого аналізу та моделювання даних, а також зворотного зв'язку через формування ефективних і дієвих рішень та удосконалення маркетингової діяльності. У порівнянні з традиційними методами, маркетинг, заснований на даних,

має такі переваги, як висока своєчасність, індивідуальне налаштування, висока ефективність та релевантність [134]. *Переваги управління маркетинговою діяльністю через поглиблений аналіз даних та моделювання полягають у досягненні розуміння споживача, його вподобань і мотивів, плануванні, розробці та чіткій реалізації різних маркетингових стратегій; можливості ідентифікувати та використовувати можливості, надані ринком, адаптуватися до потреб ринку; прогнозуванні майбутніх результатів для уникнення втрат для бренду [148].* Аналізуючи показники розвитку підприємства на ринку та можливості розширення його присутності, підвищення конкурентоспроможності, максимізації прибутку та вдосконалення системи і механізмів управління підприємством, все більш актуальним стає аналіз внутрішнього та зовнішнього середовища підприємства, а також моделювання маркетингової діяльності для пошуку шляхів удосконалення бізнес-стратегії підприємства на ринку.

Отже, застосовуючи відповідний інструментарій, підприємство самостійно визначає, з яким товаром і на який ринок виходити, за якою ціною його продавати, хто буде реалізовувати постачання і збут товару, хто і як забезпечить та сприятиме його просуванню на ринок, які стратегії будуть використані в конкурентній боротьбі і т. д. В таких умовах доцільно аналізувати дію та вплив факторів маркетингового середовища, а також визначати та оцінювати вплив факторів однієї групи на фактори іншої, раціонально використовувати позитивні ефекти та своєчасно реагувати на негативні тенденції розвитку ринку, конкурентів та елементів середовища, в якому функціонує підприємство. Розробка ефективної бізнес-стратегії можлива лише у випадку всебічного поглибленого аналізу факторів маркетингового середовища та моделювання показників ефективності бізнесу.

1.2. Методологічні засади моделювання бізнес-стратегії підприємства

Сучасні тенденції світового економічного розвитку та зміна економічної парадигми створюють необхідність переосмислення важливості, можливостей і перспектив застосування методів математичного моделювання та Data Science технологій при дослідженні економічних систем, враховуючи той факт, що вони постійно зазнають змін і трансформацій під впливом глобалізації, посилення НТП,

інформатизації, а також розвитку економічної поведінки людини [224].

Ключовими ознаками сучасної загальнонаукової парадигми є глибше дослідження базових економічних моделей; удосконалення математичного інструментарію; накопичення великого масиву емпіричних даних і розвиток Big Data; переверт у теоретичній економіці, що пов'язаний із застосуванням математичних моделей щодо поведінки економічних агентів [256].

Розквіт і стрімкий розвиток застосування математичних методів і технологій в економіці ознаменувало ХХ ст. (моделі та методи Ч. Кобба, П. Дугласа, В. Рамсея, Дж. Фон Неймана, В. Леонтьєва, Л. Канторовича, Є. Слуцького, С. Кузнеця, Дж. Хікса та інших), проте цей процес триває і досі [224]. Д. Канеман, В. Сміт та ін. вчені ХХІ ст. зробили вагомий внесок у розвиток поведінкової економіки, яка має істотний вплив на розвиток сучасних підходів, методів економічної кібернетики та моделювання поведінки економічних суб'єктів, оскільки прагне зрозуміти вплив психологічних феноменів на прийняття людиною економічних рішень [218, с. 18].

З початку ХХІ ст. і дотепер у науковому світі відбувається поглиблення й активний розвиток процесів математизації та комп'ютеризації економічної науки, що пов'язане в першу чергу зі зростанням складності фундаментальних наукових знань, прискоренням глобальної економічної інтеграції, посиленням ролі соціально-економічних, інформаційних і технологічних мереж, необхідністю швидкої адаптації соціально-економічних систем до вимог світового ринку [224].

Теоретико-методологічні аспекти моделювання бізнес-стратегії підприємства та застосування методів інтелектуального аналізу даних висвітлено у працях таких учених, як В. Вітлінський [225], В. Заруба [239], П. Григоруку [234], О. Коломицева [248], О. Черняк [37], П. Захарченко [300] та ін. Задачам підвищення ефективності маркетингової діяльності підприємств, зокрема окремих його складових (систем ціноутворення, рекламної активності, системи збуту), присвячено роботи Т. Архіпової [216], Н. Норіциної [259], Я. Громової, С. Жукова [237], М. Коржа [250], Ю. Лебедєвої, С. Тульчинської [252], С. Осипенко [261] та ін. Широке коло питань, пов'язаних з моделюванням соціально-економічних процесів, відображені в роботах таких учених, як А. Голіков [231], М. Дацко [236], М. Кизим [244], Т. Клебанова

[264], Л. Гур'янова [88], О. Подскребко [263], Г. Черноус [306], В. Пономаренко [264], А. Ставицький [166], О. Червак-Смерічко [298] і багатьох інших.

Сучасний етап розвитку ринкової економіки, стратегічного управління та маркетингу має ознаки глибокої інтеграції з математикою та інформаційними технологіями. Сьогодні неможливо уявити собі будь-яку сучасну економічну діяльність без наявності міцних зв'язків з математичним моделюванням та аналізом, різними задачами математичного програмування та дослідження операцій [265].

Кібернетичний підхід надає загальну методологію для дослідження та вдосконалення інформаційних процесів функціонування різноманітних соціально-економічних систем, зокрема процесів прийняття рішень у організаційних системах [238], тому є надзвичайно актуальним для впровадження в маркетингу. Однією з найпоширеніших моделей дослідження економічних систем у кібернетиці є модель «чорного ящика», яка дає можливість встановити відповідність між будь-яким зовнішнім фактором впливу та реакцією системи на нього, тобто передбачається математичний опис стану та характеристик рівноваги таких систем, їх стійкості та саморегулювання. В даний час кібернетика перебуває в пошуку та формуванні нової наукової парадигми, яка має базуватися на ідеях постнекласичної наукової раціональності (*парадигма «суб'єкт – полісуб'єктне середовище, що саморозвивається»*) [282] та кібернетики вищих атракторів, яка розглядає світ як поле цілей, атракторів [307] і будь-який процес як цілеспрямований. Як наслідок, посилюється задача врахування в дослідженнях економічних систем ускладнених зв'язків із зовнішнім середовищем, що постійно змінюється, а також орієнтацію процесів діяльності на досягнення цілей кожного суб'єкта економіки.

Основними напрямками розвитку *економічної кібернетики* стали теорія економічних систем і моделей (системний аналіз і моделювання економіки) [298], теорія економічної інформації та інформаційних потоків, теорія керуючих систем (планування, розробка і впровадження автоматизованих систем управління). Варто також виділити математичну економіку, математичні методи аналізу та планування [240], експертні методи в економіці, зокрема імітаційне моделювання [263], методи оцінки ризиків, експертних оцінок, нечітку логіку [96], методи прогнозування [123],

в т. ч. економетричне моделювання [49], та інші методи і підходи *машинного навчання та Data Science* [224].

Згідно з кібернетичним підходом до управління маркетингом, підприємство постає у ролі підсистеми, що управляє (об'єкта управління), а споживчий ринок – у ролі підсистеми, якою управляють (об'єкта управління). Ринкове середовище формують його мікро- та макросередовище [239]. П. Григорук пропонує системно-кібернетичний базис процесу прийняття маркетингових управлінських рішень як ієрархічну структуру з 7 складових, що є сукупністю засобів і ресурсів, які мають логічний зв'язок і функціонал, що сприяє ефективному механізму вирішення завдань маркетингової діяльності за рахунок оптимізації дій через вибір найбільш придатних елементів релевантних базисів [234].

Розвиток обчислювальної техніки і технологій сприяв процесу удосконалення економіко-математичних методів і моделей та розширенню сфери їх практичного застосування до розв'язання економічних задач на мікро- та макрорівнях. Це сформувало певні наукові напрямки, серед яких кореляційний, дисперсійний, регресійний, кластерний, факторний аналіз, що стали основою *економетрики*.

Базу *дослідження операцій* склали аналітичні, статистичні методи, математичне програмування (лінійне, нелінійне, динамічне), методи мережевого (сіткового) планування та теорія ігор, імітаційне моделювання. Аналітичні методи спрямовані на встановлення залежності між умовами поставленої задачі та результатом її розв'язання. Сюди належать теорії марківських процесів [132] і масового обслуговування. Статистичні методи включають послідовний аналіз, метод статистичних випробувань (Монте-Карло) та інші. Математичне програмування включає низку методів, призначених для пошуку шляхів найкращого розподілу наявних обмежених ресурсів і раціонального плану виконання операції з метою досягнення поставлених цілей [294]. Дослідження операцій знайшло широке застосування у стратегічному плануванні завдяки вирішенню низки оптимізаційних задач і виявлення взаємозв'язку між маркетинговою діяльністю та бізнес-результатами в умовах конкурентного середовища за допомогою аналітичних, статистичних методів і теорії ігор [3, 250, 261].

Тенденції щодо посилення конкурентної боротьби вітчизняних і закордонних

підприємств за ринки збуту значною мірою підвищили значення маркетингового менеджменту при забезпеченні їх стабільного функціонування. Економічна реальність формує передумови, є початками і причинами для майбутнього розгортання економічних процесів та явищ, приведення в дію ресурсів [296, с. 41]. Загальна проблема підвищення ефективності бізнес-стратегії передбачає необхідність розробки та цілеспрямованого використання сучасних моделей і методів управління маркетингом, які здатні суттєво підвищити ефективність діяльності підприємств та сприяти досягненню ними конкурентних переваг на ринку [239]. Для прогнозування економічних результатів маркетингових заходів широко використовуються економіко-математичні моделі.

Сучасне стратегічне управління широко застосовує балансові та оптимізаційні задачі, економетричні моделі [152], моделі прогнозування попиту [60, 123] та ін. Економіко-математичні моделі посідають важливе місце при знаходженні шляхів удосконалення інформації, що веде до спрощення розв'язку задач планування й управління, підвищення точності економічних розрахунків у маркетингових дослідженнях та при реалізації маркетингової діяльності. Моделювання є частиною емпіричного пізнання та передбачає побудову та дослідження моделей дійсно існуючих явищ та об'єктів і використовується при формуванні бізнес-стратегії підприємства паралельно з рештою загальнонаукових і спеціальних методів.

На поточному етапі розвитку інформаційного суспільства спостерігається значне посилення особливої ролі економіко-математичного моделювання як методу наукового дослідження [172]. Зокрема в дослідженні О. Коломицевої та ін. [248] показано, що воно є універсальним інструментом аналізу та дослідження економічних процесів і явищ в умовах безпрецедентного зростання обсягів доступних для обробки даних. Математична модель на основі потужного інформаційного ресурсу дає змогу знайти оптимальний варіант управлінського рішення, що забезпечує ефективний розвиток і досягнення бізнес-цілей. Таким чином, широке використання математичних методів є важливим напрямом удосконалення шляхів вирішення проблем маркетингу, що підвищує ефективність діяльності підприємства [248, с. 8]. Проте при цьому потрібно розуміти і враховувати можливості та потенційні обмеження методів математичного моделювання в економіці.

Розглянемо ключові *принципи математичного моделювання*:

1. *Принцип адекватності*, який передбачає, що модель має враховувати в першу чергу найбільш суттєві аспекти та характеристики досліджуваного об'єкта та відтворювати його властивості з прийнятним рівнем точності. Лише в такому випадку результати моделювання можна екстраполювати на об'єкт дослідження.

2. *Принцип інформаційної достатності* передбачає, що у випадку повної відсутності інформації про об'єкт, побудувати модель немає жодної можливості, а у випадку наявності повної інформації моделювання позбавлене сенсу. Тобто передбачається існування певного рівня інформаційної достатності, досягнення якого дає можливість побудувати математичну модель для будь-якої системи.

3. *Принцип простоти й економічності* передбачає, що модель покликана бути максимально простою для того, аби її застосування було найбільш ефективним і економічно вигідним. Модель не має бути складнішою, ніж це потрібно відповідно до мети моделювання [97].

4. *Принцип здійсненності* передбачає, що модель має забезпечувати цілковите досягнення мети дослідження за скінченний час.

5. *Принцип множинності та єдності моделей* передбачає, що будь-яка модель покриває лише певні аспекти та характеристики реальної системи. Для повного та всебічного дослідження доцільно побудувати низку моделей, які будуть відображати найбільш істотні характеристики досліджуваного процесу. Кожна наступна модель має доповнювати та уточнювати попередню [309].

Всебічна математизація та інформатизація економіки супроводжуються лавиноподібним зростанням кількості проблем, які потребують філософського осмислення [298], що вимагає створення цілого комплексу філософських дисциплін, таких, наприклад, як філософія економетрики тощо.

Для коректної побудови будь-якої математичної моделі необхідні детальні дані по доступних і необхідних економічних показниках, тобто економічна інформація [172]. Будь-які доступні відомості про реальність є інформацією, тому модель має описувати зв'язки як всередині системи, так і поза нею з оточенням. Як наслідок, можна окреслити дві філософські проблеми економіко-математичного моделювання:

«чи є можливість забезпечити прийнятну точність моделі» та «що і чому вважається суттєвим зв'язком при вирішенні питання включення в модель?»

Найбільша складність при математичному моделюванні дійсності полягає у наявності певного взаємозв'язку між усіма елементами в світі. Будь-які два об'єкти є взаємопов'язаними, тому питання значимості відібраних взаємозв'язків надзвичайно важливе для побудови адекватної та якісної математичної моделі [298]. Таке тлумачення в свою чергу призводить до того, що можна сформулювати ще дві філософські проблеми: «який зміст варто розуміти під адекватністю економіко-математичної моделі» та «яку точність моделі можна вважати адекватною», а також «чи є можливість побудувати адекватну модель, що враховує все різноманіття факторів, які мають вплив на досліджувану систему?»

Будь-яка економіко-математична модель передбачає її активне використання на практиці при прогнозуванні розвитку будь-яких явищ і систем. У зв'язку з цим можна визначити п'яту філософську проблему економіко-математичного моделювання: «чи здатна модель, яка побудована на певній сукупності даних, використовуватися для прогнозування поведінки будь-якої соціально-економічної системи?» [172].

Відповідно до окреслених вище проблем постає необхідність визначення критеріїв верифікації науковості отриманих результатів, а також засобів демаркації їх достовірності [251]. Сучасний стан і розвиток інформаційного забезпечення та технологій створює потребу перевірки достовірності одержуваної інформації, істинності сформованих гіпотез, побудованих моделей та розроблених теорій, а також запропонованих методів розв'язання тих чи інших економічних проблем і задач [247]. Верифікація та демаркація постають інструментом об'єктивізації результатів проведеного дослідження, тобто подання їх у об'єктивній, доступній сприйняттю формі, у статусі вагомих науково-дослідницьких здобутків [251].

Окреслені вище проблеми економіко-математичного моделювання потребують детального та поглибленого вивчення в межах кожного окремого дослідження, спираючись на той факт, що досвід як українських, так і закордонних науковців доводить високу ефективність економіко-математичного моделювання для вирішення задач дослідження економічних процесів, явищ і систем [239]. У

загальному випадку для підвищення якості побудованих економіко-математичних моделей необхідно дотримуватися наступної *методології при їх побудові*:

1. *Визначення та постановка цілі, мети і задач побудови моделі.* На першому етапі необхідно чітко визначити бажаний результат моделювання. Кінцевим результатом побудови моделі є інформація про стан досліджуваної системи, проте основний фокус може зміщуватись залежно від того, які гіпотези прагнуть підтвердити або яких результатів досягти. В даному випадку може передбачатись пошук відповіді на такі запитання: яким буде стан системи при певних значеннях вхідних показників; як буде змінюватись поведінка, стан системи при зміні вхідних показників; як варто змінити параметри системи для досягнення бажаного результату; який стан системи є найбільш ймовірним / найкращим тощо? Від постановки цільового запитання в кінцевому підсумку буде залежати вибір методів дослідження даної соціально-економічної системи.

2. *Формулювання кінцевої мети безпосередньо для моделі.* Після окреслення кінцевої мети всього дослідження її необхідно деталізувати, тобто подати у вигляді одного або декількох кількісних показників, що мають чітке економічне значення та які будуть характеризувати стан досліджуваної системи.

3. *Створення логічної схеми, визначення та формулювання факторів, що впливають на стан досліджуваної системи.* Варто чітко аргументувати, що обрані фактори є дійсно впливовими, тобто вони є основними причинами зміни стану системи [97], та визначити предиктори (фактори), подавши їх у вигляді кількісних або інших доступних для аналізу та подальшого моделювання показників.

4. *Розробка внутрішньої схеми економіко-математичної моделі.* Необхідно визначитися з математичними методами, використовуваними при побудові моделі, наприклад, теорія ігор, математичне програмування, економетрика (регресійні моделі), Data Mining тощо. Також на цьому етапі формується гіпотеза про внутрішню структуру моделі (вид рівняння регресії, закон розподілу і т. д.).

5. *Побудова методичної схеми моделі.* На даному етапі здійснюється обґрунтування тих показників, що будуть використані для перевірки адекватності моделей, вивчаються індикатори, які оцінюють стан системи та мають вплив на неї, в

результаті чого на математичну модель накладаються певні обмеження [172]. Окрім того, необхідно здійснювати перевірку моделі на логічну (сміслову) адекватність.

6. *Розрахунковий етап.* На даному етапі проводяться усі необхідні розрахунки параметрів моделі, оцінюється її адекватність, якість, точність, а також роблять загальний висновок про одержані результати та можливість подальшого використання побудованої економіко-математичної моделі.

Економіко-математичне моделювання маркетингової діяльності першочергово вимагає структуризації та параметризації товарної пропозиції (спонукаючих і контрольованих виробником факторів щодо комунікації та стимулювання продажів, які супроводжують збут товару на ринку), що дає змогу визначити увесь набір необхідних маркетингових заходів для комерціалізації та більш обґрунтованого залучення ресурсів підприємства, а також сприяє вибору найбільш ефективних маркетингових інструментів.

У практичній діяльності підприємств для маркетингового планування вже досить тривалий час використовуються моделі споживчого попиту. Вони розділяються на моделі макро- і мікропопиту. Моделі макропопиту застосовуються для оцінки потенційних обсягів продажів, визначення кількісної залежності попиту від впливових на нього факторів (рівня цін, ступеня насиченості потреби в різних товарах, розподілу доходів, взаємозалежності та взаємозамінності у споживанні певних благ). Моделі мікропопиту застосовують для оцінювання рівня попиту на товари одного функціонального призначення. Вони описують взаємозв'язок між обсягом збуту та елементами маркетингового комплексу [239].

Для побудови математичних моделей мікропопиту використовують поняття функції реакції збуту [117], яка відображає прогноз ймовірного обсягу продажів протягом визначеного проміжку часу при різних рівнях витрат на один чи декілька елементів комплексу маркетингу. У випадку, коли реакція збуту виражається як сума отриманих доходів, можна оцінити рівень маркетингових витрат, який забезпечить максимальний прибуток. Для цього з функції реакції збуту вираховують всі витрати аби одержати функцію валового прибутку. На наступному етапі визначають рівень маркетингових витрат, який дає змогу отримати максимум функції валового прибутку, тобто максимальний чистий прибуток. Загальним недоліком таких моделей

є те, що вони не відображають купівельну поведінку, вплив на неї факторів макросередовища, а також залежності збуту від активності конкурентів [239].

Моделі попиту, що описують загальну купівельну реакцію на товарні пропозиції роздрібних підприємств, називають моделями реакції ринку. В них в інтегральному вигляді відбивається сукупність індивідуальних моделей споживчих оцінок, проявляється зміст продуктових пропозицій усіх підприємств на ринку [240]. На відміну від економетричних моделей мікропопиту, моделі реакції ринку здатні забезпечувати більш високу точність прогнозів продажів і створювати можливість виявлення причин зміни їхніх обсягів. У моделях реакції ринку, що описують вплив характеристик пропозицій підприємств на збут, існує можливість врахування лише поточних факторів і тенденції, які будуть визначати майбутні обсяги продажів. Вони безпосередньо не відображають способи оптимізації маркетингової діяльності в умовах неповної визначеності впливу факторів мікро- та макросередовища на бізнес. Проте такі моделі формують основу для побудови більш складних економіко-математичних моделей, зокрема таких, що описують зміни в обсягах продажів внаслідок конкурентної активності підприємств, що функціонують на ринку [226].

На поточний момент за рахунок використання математичних методів та інформаційних технологій існує можливість розв'язати численні актуальні задачі та впроваджувати наукові досягнення в практичну діяльність [288, с. 102]. Сучасний економіст має володіти навичками статистичного аналізу даних, зокрема інструментами візуалізації; перевірки статистичних гіпотез щодо вибору бізнес-стратегії загалом і маркетингової стратегії як її ключового елемента; встановлення взаємозв'язків між змінними тощо. Необхідними вимогами є вміння застосовувати кореляційно-регресійний аналіз, дисперсійний, кластерний, факторний аналіз, досліджувати та пояснювати їх результати тощо [310, с. 175].

Кількісні методи активно застосовуються при формуванні ефективних бізнес-стратегій, зокрема в маркетингу, і спрямовані на дослідження поведінки споживачів, їхніх споживчих переваг, мотивації до покупки, відношення до товару, ціни, його якості, визначення місткості і характеристик ринкового середовища та його окремих сегментів. Їх використання дає змогу отримати опис соціально-демографічних,

економічних, психологічних характеристик портрету ЦА [266]. Проте класичні кількісні методи в маркетингу не покривають усіх потреб маркетингової діяльності. Сьогодні існує значна потреба у впровадженні передових рішень, керованих даними, на основі технологій Data Science, оскільки проста аналітика не покриває потреби бізнесу [73]. Саме формування підходів до впровадження Data Science на підприємстві з метою вдосконалення бізнес-стратегії та вирішення задач маркетингу, а також побудова комплексу економіко-математичних моделей на основі Data Science технологій і застосування методів машинного навчання для підвищення ефективності маркетингової діяльності є ключовою метою даного дослідження.

Підприємства стикаються з новими можливостями та викликами у розвитку [134]. Актуальні вимоги до вищого рівня адаптованості до зовнішніх умов господарювання та соціальних змін, повнішого задоволення потреб і запитів споживачів приводять до коригування маркетингової діяльності [287] та бізнес-стратегії підприємства. Ускладнення ринкового середовища вимагає при розробці та реалізації маркетингової стратегії враховувати ціннісний компонент. При впровадженні математичного моделювання та застосуванні Data Science технологій такі тенденції стимулюють на все активніше включення як важливих факторів ціннісні аспекти діяльності суспільства. В рамках концепції маркетингу взаємин зароджувались передумови для формування бізнес-стратегій на основі інструментарію управління життєвим циклом клієнта, у т. ч. за допомогою управління клієнтськими базами даних [262]. Подібна складність сучасної маркетингової діяльності вимагає активну розробку та вдосконалення методології реалізації та планування маркетингу. На поточний момент значна частина наукових досліджень в галузі економіки реалізується безпосередньо із застосуванням економіко-математичного моделювання та іншими технологіями Data Science [265].

Інформаційні технології неухильно входять у бізнес-середовище, спостерігається стрімкий розвиток прогнозової аналітики та аналізу даних [4]. Такі результати стали можливими в першу чергу завдяки збільшенню обчислювальних ресурсів, доступності даних і появі новітніх розроблених методів [183]. У найбільш широкому тлумаченні Data Science об'єднує методи з обробки великих даних (Big Data), статистичні методи, методи Data Mining [131], підходи штучного інтелекту для

роботи з даними, а також методи проектування та розробки баз даних.

Data Science також можна розглядати як практичну міждисциплінарну сферу діяльності, в якій аналітичні технології посідають ключове місце. Серед них, зокрема, підходи до дослідження даних та їх візуалізації через різноманітну звітність у форматі інтерактивних панелей і дашбордів. Найбільш вагомою частиною Data Science є Knowledge Discovery, який передбачає роботу із широким спектром методів і моделей Data Mining та прогнозування (рис. 1.5), зокрема, статистичними методами машинного навчання (регресійним аналізом та економетричними моделями, байєсівськими моделями, методом опорних векторів (SVM) тощо), штучними нейронними мережами (ШНМ) [241], методами пошуку асоціативних правил і побудови дерев рішень, а також методами класифікації та кластеризації [142]. В. Коту та Б. Дешпанде в книзі [120] представляють дослідження низки методів Data Science - від традиційних методів статистичного моделювання, таких як регресійні моделі, до сучасних алгоритмів машинного навчання [120, с. 9]. Так, автори виділяють наступні методи Data Science: регресійні моделі (лінійну та логістичну), дерева рішень, KNN, найвні байєсівські моделі, ШНМ, SVM, підходи ансамблювання для задач класифікації, алгоритми побудови асоціативних правил, k-means та самоорганізаційні карти для задач кластеризації, а також моделі прогнозування часових рядів. Подібну систематизацію методів Data Science наведено також і у дослідженнях інших вчених, зокрема в працях Д. П. Кроезе та ін. [122], Дж. Фан та ін. [61]. Кожен із окреслених вище методів має значний потенціал до застосування у маркетинговій діяльності.

Окремо в рамках Data Science виділяють технології роботи з Big Data [134]. Щорічно сфера маркетингу збирає величезну кількість даних про споживача, його побажання та поведінку, про продажі, заявки, трафік тощо, що стимулює розвиток і зростання Big Data на ринку та відповідно пошук ефективних рішень на основі аналізу великих масивів інформації. Big Data є практично скрізь у формі структурованих даних, таких як традиційні бази даних підприємств (наприклад, управління відносинами з клієнтами) або неструктурованих даних, які генеруються та керуються новими інформаційно-комунікаційними технологіями та платформами користувачів (наприклад, текст, зображення та відео). Поява нових джерел споживчих даних, таких

як соціальні мережі, інформація з інтернет-магазинів і баз даних про лояльність клієнтів, відкриває нові можливості для вимірювання та моделювання діяльності людей [129], розвитку технологій Text Mining. Інтелектуальний аналіз тексту - це технологія штучного інтелекту, яка використовує обробку природної мови (NLP) для перетворення неструктурованого тексту в документах і базах даних у нормалізовані структуровані дані, придатні для аналізу алгоритмами машинного навчання [12, 42]. Соціальні мережі, такі як Facebook, Instagram і Twitter, мають досить вагомий вплив на рішення клієнтів, тому провідні організації та бренди повинні враховувати інформацію, що виникла на таких платформах, у своїх маркетингових рішеннях [147]. Для ефективної роботи з Big Data релевантно застосовувати системи для накопичення й обробки структурованих і неструктурованих даних, таких як технології Hadoop, СУБД In-Memory, NoSQL СУБД чи сховища даних, Event Stream Processors [108, 160].

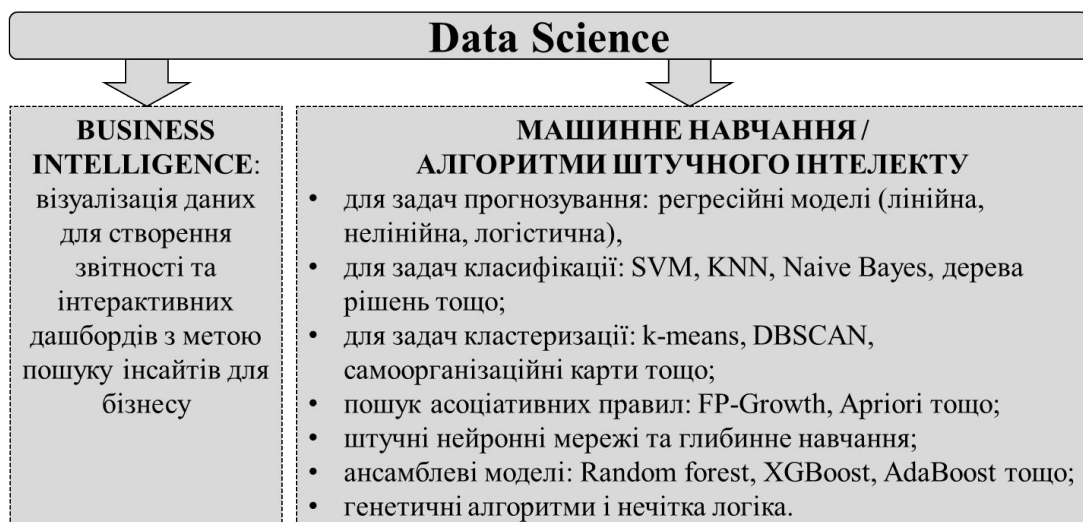


Рис. 1.5. Методи, моделі та алгоритми, що є основою аналітичного компоненту Data Science.

Джерело: складено автором.

Як напрямок реалізації Data Science методів і моделей ефективним шляхом є розробка багатофункціональних СППР, забезпечуючих вирішення різноманітних задач управління економічними системами. Зокрема, на основі технологій Data Science можуть бути впроваджені мультиагентні СППР, які стають все більш популярними, що пов'язано з їх можливістю вирішувати складні задачі як з технічної, так і з економічної точки зору. Мультиагентна система є зручною при розробці та використанні, оскільки є множиною агентів, що можуть взаємодіяти, передаючи

певну інформацію та вирішуючи поставлені на них задачі. Такі системи показали свою ефективність при вирішенні значної кількості економічних задач, зокрема планування, бюджетування, логістики тощо [249]. Далі детальніше розглянемо особливості та можливості застосування Data Science в маркетингу.

1.3. Потенціал Data Science технологій для моделювання маркетингової стратегії

Ключ до виживання та ефективного функціонування на висококонкурентних ринках полягає в тому, щоб краще знати клієнтів і утримувати кожного цінного серед них. З прогресом і вибуховим зростанням технологій обробки баз даних і Data Mining [131], доступністю величезних обсягів даних про клієнтів підприємства почали використовувати потужні інструменти Data Science та інтелектуального аналізу даних у маркетингу, щоб глибше зануритися в характер і звички клієнтів. Ця стратегія дозволяє їм персоналізувати маркетингову та рекламну інформацію, підвищити ефективність маркетингової діяльності [86; 145; 156].

Кожен із елементів базової моделі маркетингового комплексу 4P передбачає пошук відповіді на конкретне запитання. Продукт: що потребує ринок та ЦА? Ціна: скільки має коштувати товар (послуга), аби задовольняти виробника і споживача? Збут: яка оптимальна модель дистрибуції для доставки товару споживачу? Просування: як має розповсюджуватися інформація про товари підприємства на ринку та як стимулювати ЦА до покупки [303]? Для відповіді на більшість з цих питань доцільне активне застосування різноманітних Data Science технологій, зокрема методів машинного навчання та економетричного моделювання. Data Science забезпечує надійний, кросмедійний погляд на маркетинг, відображаючи сучасний стан сфери медіа та маркетингу.

На основі побудови комплексу економіко-математичних моделей виникає можливість кількісно оцінити вплив усіх ключових факторів маркетингового середовища на результати маркетингової діяльності та на базі отриманих висновків та знайдених закономірностей сформулювати ефективну маркетингову стратегію, реалізувавши раціональне використання маркетингових інвестицій.

При розробці та аналізі маркетингової стратегії актуалізується питання про критерії її ефективності, зокрема виникає запитання щодо оптимізації витрат підприємства на розвиток бізнесу в короткостроковому та довгостроковому періоді. Залучення для цього методів економіко-математичного моделювання на базі Data Science технологій - важлива складова будь-якого дослідження в області економіки, адже дає змогу отримати різноманітні варіанти вирішення поставленої задачі з урахуванням заданих умов і обмежень, що в свою чергу сприяє оперативності прийняття раціональних управлінських рішень при мінімальних витратах [252].

Вимірювання впливу маркетингу має важливе значення для покращення його ефективності та досягнення більшої обґрунтованості маркетингових рішень [94]. Моделювання маркетингового комплексу - потужний аналітичний інструмент для отримання прихованих знань та інформації, які можуть безпосередньо призвести до максимізації віддачі від маркетингових інвестицій (їх рентабельності) [24, с. 3]. Він дозволяє на основі математичного моделювання вирішити низку завдань маркетингу та комунікацій: сформулювати маркетинговий комплекс та ефективно розподілити маркетинговий бюджет [30], удосконалити портфель брендів і продуктів, уточнити медіа-мікс та побудувати медіа-план рекламної кампанії, оцінити вплив і небезпеки з боку конкурентів і, як підсумок, спрогнозувати ключові бізнес-показники.

В основі моделювання лежить статистичний аналіз ключових бізнес-показників і маркетингових інструментів. При цьому виділяються цільовий показник (який підлягає оптимізації) і група впливових факторів (внутрішніх і зовнішніх). Як цільовий показник найбільш релевантним є виручка - індикатор результатів бізнесу. З фінансової точки зору важливими є маржа і кінцевий прибуток, однак вони зазвичай конфіденційні та не виходять за межі підприємства, тому як альтернативу доцільно застосовувати динаміку продажів [49] (у натуральному чи грошовому еквіваленті) та частку ринку по продажах, а також трафік у магазини, які не тільки відображають попит на товари, але ще і є показником успішності рекламної кампанії (ефект і ефективність якої і становлять інтерес досліджень). У випадку моделювання трафіку для розрахунку ROI в грошовому вираженні використовують конверсію відвідувачів у покупців і величину середнього чеку.

Моделювання використовується для оцінки реакції попиту на маркетингові інвестиції, поділяючи продажі на базові та інкрементальні. Базові продажі являють собою довгострокову або трендову складову часового ряду продукту, обумовлену факторами, що варіюються від базових цін на полиці та системи збуту продажів до базових переваг споживачів. Інкрементальний обсяг за своєю суттю має короткостроковий характер, фіксуючи тижневу варіацію продажів, обумовлену тимчасовою ціною, акціями та підвищеною активністю в ЗМІ. Вони конвертуються в додаткові доходи та прибуток і порівнюються з витратами для розрахунку ROI до кожного елемента комплексу маркетингу [30].

Безумовно, економічна ціль будь-якого підприємства може бути окреслена як досягнення оптимальної рентабельності його діяльності на всьому часовому горизонті. Для визначення рентабельності можна опиратися на І. Ансоффа, який розраховував норму повернення інвестицій (ROI) за формулою: $ROI = (D - B)/I$, де D - сукупні доходи, а B - сукупні витрати за період діяльності підприємства; I – обсяг інвестицій, які забезпечують отримання доходу D [13].

Окрім оцінки загального рівня ROI при реалізації маркетингової стратегії за допомогою побудови економіко-математичних моделей та використання Data Science технологій, розуміння внеску кожного елемента маркетингового комплексу створюється також можливість декомпозиції показника ROI на основні складові, аби визначити, яку ефективність має система збуту, система просування в кожному каналі комунікації зі споживачем, якою має бути оптимальна цінова політика тощо, а також визначити, який взаємозв'язок існує між кожним із цих складових [30].

Використання методів економіко-математичного моделювання на базі Data Science технологій може стати рішенням однієї з найбільш складних проблем управління маркетинговою діяльністю підприємства – правильного, обґрунтованого та своєчасного прийняття управлінських рішень. Ключовою перевагою застосування даного інструментарію є одержання достатньо достовірних результатів і більш точних прогнозів. Такі методи, інструменти, технології та підходи створюють широкі можливості для вивчення явищ та закономірностей, а також сприяють виявленню шляхів удосконалювання внутрішніх структур підприємства та ефективному

управлінню ним [231, 234].

Моделювання та Data Science в першу чергу пов'язані з даними, з пошуком у них прихованого знання для формування ефективних рішень. Найбільша увага серед інструментів Data Science в рамках цього дослідження буде приділена моделям і методам Knowledge Discovery, зокрема економетричним моделям, методам машинного навчання для кластеризації та класифікації, а також інструментам візуалізації для створення звітності та дашбордів.

Мета застосування Data Mining і машинного навчання при формуванні бізнес-стратегії полягає в тому, щоб дозволити підприємству покращити ефективність його маркетингової діяльності, збільшити продажі та підвищити показники утримання клієнтів шляхом кращого розуміння поведінки та мотивів своїх споживачів. Основні проблеми інтелектуального та економічного інтересу можна визначити через наступні 6 завдань: класифікація, оцінка, прогнозування, групування за спорідненістю, кластеризація, опис і профілювання [158]. Data Science варто застосовувати з метою вирішення задач ефективного залучення клієнтів, стимулювання їх до покупки, підвищення ефективності рекламної активності, управління відносинами з аудиторією, мінімізації їх відтоку з клієнтської бази [136] та багатьох інших.

З метою виявлення зв'язків між результатами маркетингової діяльності, реалізованими заходами та факторами зовнішнього середовища в маркетингу активно використовуються економетричні моделі. Економетрика є загальним терміном для цілої низки статистичних методів дослідження, причинно-наслідкових моделей у маркетингу та охоплює моделювання маркетингового та медіа-міксу, моделювання атрибуції [49]. Економетричні (регресійні) моделі широко використовуються в інтелектуальному аналізі даних і є важливим інструментом Data Science. Деякі дослідники навіть називають його основним [146, с. 1; 29]. Ці моделі визначають та кількісно оцінюють різноманітні драйвери бренду. Деякі з них при цьому є контрольованими (наприклад, ціни, дистрибуція або маркетингова діяльність), а деякі - не контрольованими (наприклад, погода чи діяльність конкурента). Математична модель досліджує та відображає, як ці драйвери впливають на продуктивність та ефективність підприємства (на короткострокові продажі чи інші бізнес-показники).

Моделювання маркетингового комплексу є найбільш часто використовуваним набором методів, який допомагає визначити ефективність елементів комплексу маркетингу та передбачає побудову регресійної економіко-математичної моделі на основі історичних даних для відображення бізнес-метрик (показників ефективності бізнесу - продажів, частки ринку по продажах тощо) як функції маркетингових і медійних змінних. У загальному випадку як фактори впливу в модель включаються контрольовані та неконтрольовані чинники маркетингового середовища: дистрибуція (кількість магазинів, доступність товару для споживача), цінова політика (як цінові промо, так і загальне співвідношення рівня цін з цінами конкурентів), сезонність (продажів або рівня трафіку за кілька років), власне рекламна активність у всіх каналах комунікації (кількість показів, цільові рейтинги тощо), значима активність конкурентів [83], економічні показники. Звісно, в залежності від аналізу та поставленої задачі список факторів може бути скоригований.

Припущення моделювання маркетингової діяльності. Варто зазначити, що моделювання маркетингової діяльності завжди базується на формуванні вихідних передумов (припущень) щодо впливу всіх елементів маркетингового комплексу на бізнес-показники (продажі, частка ринку по продажах, лояльність споживачів, знання, трафік тощо). Розглянемо основні з них.

Дистрибуція – це рівень покриття торгових мереж, тобто відсоток магазинів (аптек, торгових площадок, сайтів), де представлений товар певного підприємства. Згідно з базовими припущеннями, чим вищий рівень дистрибуції, тим вищий рівень продажів. Проте такий зв'язок буває не лише лінійним, а і нелінійним, тобто має певне граничне значення (недоцільність подальшого зростання даного показника), що передбачає введення в модель нелінійної функції та перевірку даної гіпотези емпіричним шляхом на базі історичних даних.

Ціна – для більшості товарів припускається наявність негативного зв'язку між продажами, часткою ринку чи іншими бізнес-показниками. Проте така гіпотеза має бути підтверджена або спростована, оскільки існують бренди з нульовою ціновою еластичністю, коли зростання ціни не призводить до падіння продажів.

Окрім того, враховуючи той факт, що підприємство функціонує на ринку не

відокремлено, а в умовах розвитку конкурентного середовища, доцільним є оцінка впливу не фактору «Ціна», а фактору «Ціновий індекс» (індекс ціни), який є співвідношенням ціни бренду (його товару чи послуги) та середньоринкової ціни в даному сегменті ринку (категорії) і показує, на скільки бренд дорожчий чи дешевший у порівнянні з конкурентами. Також варто зазначити припущення про те, що зростання ціни призводить до зниження фізичних обсягів продажів, але при цьому продажі в грошах можуть змінюватися в різні боки (якщо зростання ціни компенсує падіння продажів у натуральних обсягах, то доходи будуть збільшуватися, і навпаки).

Наступне припущення стосується впливу маркетингової діяльності *конкурентів*. Звісно, наявність на ринку конкурентів так чи інакше впливає на динаміку продажів підприємства, оскільки конкуренти займають певний сегмент на ринку, формують свою лояльну аудиторію та здійснюють рекламну та маркетингову активність. Базове припущення щодо впливу медійної активності конкурентів полягає в тому, що конкуренти призводять до переключення уваги споживачів на їх бренд (товар/послугу) і відповідно зменшення бізнес-показників [101]. Проте існують приклади, коли активність конкурентів навпаки стимулює зростання показників діяльності підприємства. Наприклад, для одного з секторів електронної комерції конкуренти стимулюють зростання трафіку на сайт, а вже подальша конверсія в продажі залежить від ціни, асортименту тощо. Моделювання є інструментом, який дає змогу підтвердити чи спростувати таку гіпотезу.

Поведінка споживача, його характеристики, попередній досвід взаємодії з бізнесом визначають рівень споживання кожного продукту, реакцію споживачів на пропозицію підприємства, а також потенційний відтік клієнта з клієнтської бази.

Продукт. Припущення в даній групі полягають в наступному:

- запуск новинок стимулює зростання класичних продуктів даного бренду;
- рекламна активність кожного з продуктів має різну ефективність через відмінності в ЦА, позиціонуванні тощо;
- поява новинок у конкурентів призводить до падіння продажів у бренду.

Припущення щодо *рекламної активності* включають:

- рекламна активність у кожному каналі комунікації має різну ефективність і

віддачу від інвестицій;

- медіа-активність має різну ефективність протягом року або промо-циклу з урахуванням специфіки продажів категорії та шляху споживача;

- кожен хронометраж роликів має різну вартість і при цьому по-різному працює на споживача, тому існує потенціал для оптимізації, якщо ролик має ефективність вищу чи нижчу, ніж різниця вартості його розміщення;

- в певний момент часу настає зношення рекламного повідомлення (wear-out ефект): після певного періоду (обсягу активності) для ролика в ефірі споживач все гірше реагує на повідомлення, що знижує віддачу від медіа-інвестицій, тому важливо не перевитратити та зупинити рекламну кампанію в необхідний момент;

- ефективність зношеного ролику відновлюється після перерви;

- кожен креатив має різний вплив на споживача, а зміна комунікації під час рекламної кампанії дозволяє мінімізувати wear-out ефект і розширити охоплення різних сегментів аудиторії;

- чим більше тижневий медійний тиск, тим вище ефективність від медіа-активності, проте залежність часто має нелінійний зв'язок і перевищення певного рівня не призводить до зростання. Наприклад, низький тижневий тиск - це занадто малі інвестиції в бренд (недоінвестиції), а високі тижневі ваги можуть не забезпечувати зростання бізнес-показників (бренд переінвестує);

- існує певна затримка між медіа-активністю та бізнес-показниками, тобто медіа-активність має як короткострокову, так і довгострокову ефективність (оцінюється через наявність нелінійного зв'язку за допомогою показника «AdStock» [79] чи введенням лагових значень до моделі);

- ефективність медіа-активності зростає протягом рекламної кампанії за рахунок накопичення дії та має максимальне значення наприкінці кампанії.

Економіко-математична модель є спрощеним відображенням об'єктивної дійсності, оскільки немає можливості оцінити вплив абсолютно всіх факторів внутрішнього та зовнішнього маркетингового середовища підприємства. У зв'язку з цим на етапі аналізу як фактори обираються ті з них, які на думку дослідника мають найбільший вплив на динаміку досліджуваних показників, а решта факторів

упускається. Проте чим більша кількість даних та показників доступна для аналізу, тим повнішою буде модель, отримана в результаті. Таким чином, при реалізації передбачається врахуванням значної кількості неявних передумов та припущень.

Окрім того, що формується ефективна маркетингова стратегія в рамках національного масштабу важливо сформулювати припущення щодо регіональної стратегії, що відображається першочергово на етапі аналізу даних і моделювання. Незважаючи на той факт, що українці або будь-яка інша нація є однорідною, споживацька поведінка людей у різних містах та регіонах суттєво відрізняється, що впливає на те, що елементи маркетингового комплексу мають різну ефективність з точки зору впливу на продажі [290]. Це припущення лежить в основі відмінностей, які підтверджує побудова регіональних моделей для кожного бренду.

Варто зазначити, що неможливо використовувати результати моделювання одного бренду для іншого, що вимагає індивідуального підходу до вирішення кожної задачі [36]. Прогнозування здійснюється на базі індивідуальних моделей, роблячи припущення про незмінність поведінки споживача, стабільність макроекономічних умов та конкурентного середовища в часовому діапазоні прогнозу.

Математичний апарат при побудові моделі формують різноманітні методи, зокрема регресійні моделі, побудовані за методом найменших квадратів. Більш складні функціональні залежності іноді створюють проблему помилкових моделей, які з математичної точки зору будуть більш досконалішими, але з точки зору адекватності бізнес-процесам не відповідатимуть дійсності, зокрема точності визначення факторів впливу [183]. Модель повинна бути настільки складною, наскільки це потрібно, і настільки простою, щоб бути зрозумілою для впровадження. Таку модель можна легко та адекватно інтерпретувати і застосовувати для стратегічних і оперативних рішень, а також для прогнозування [270].

Однією з головних переваг є те, що економіко-математична модель може відокремити всі фактори впливу на показники бренду, кількісно оцінити їхні індивідуальні ефекти та врахувати взаємозв'язки між ними. Моделювання маркетингового комплексу - це метод розподілу ефекту кожного каналу на цільову метрику та визначення ефективних показників для кожного з них. Воно відноситься до

аналітичних і статистичних методів, які застосовуються для кількісної оцінки впливу різноманітних ЗМІ та маркетингових заходів на ефективність продукту. Ця методологія допомагає зрозуміти й відрізнити результати маркетингових зусиль від інших факторів, що впливають на продажі підприємства. Моделі маркетингового комплексу відіграють важливу роль у процесі формування бізнес-стратегії підприємства, адже вони дозволяють менеджерам підвищити ефективність використання бюджету та розподілити дефіцитні ресурси за найприбутковішими маркетинговими та медіа-каналами [19].

Застосування Data Science технологій відкриває багато можливостей і створює значні переваги для сфери маркетингу та реклами, зокрема забезпечує:

- детальне розуміння основних рушійних показників (факторів) ефективності бізнесу та відносного внеску кожного з них [30];
- оцінку ефективності різних каналів комунікації (розрахунок ROMI) та формування дієвого медіа-міксу для досягнення бізнес-цілей [92];
- удосконалення медіа-стратегії: стратегічні та тактичні рекомендації щодо медіа-інтенсивності (обсягу активності в кожному каналі комунікації) та розподілу бюджетів рекламних кампаній для досягнення комунікаційних і бізнес-цілей (частка ринку по продажах, обсяг продажів, трафік, знання бренду та торгової марки тощо);
- сценарне прогнозування та бізнес-симуляції;
- оцінку ефективності креативних матеріалів, зносу рекламного повідомлення та відновлення його ефективності після перерви [49];
- оцінку впливу факторів один на одного та взаємозалежності між ними, наприклад: TV-активності - на цінову еластичність чи наявності товару на полиці – на віддачу від реклами;
- оцінку впливу конкурентів і важливості боротьби за SOV;
- розуміння Halo-ефекту – як комунікація з одним продуктом підприємства впливає на інші (наприклад, вплив реклами молока на продажі масла, і навпаки);
- розуміння того, як віддача від медіа-активності змінюється протягом року (розрахунок сезонного ROMI) та формування ефективного розподілу маркетингового бюджету протягом відповідного періоду;
- оцінку ефективності різних архітектур рекламних кампаній (кількість тижнів

в ефірі, медійний тиск – щотижневі ваги, перерва між флайтами);

- оцінку цінової еластичності та цінової чутливості [78];
- формування рекомендацій по необхідному рівню дистрибуції;
- формування портфельної та / або регіональної маркетингової стратегії;
- проведення сегментації (кластеризації) клієнтів та їх класифікації за певною цільовою дією (наприклад, відтік або реакція на рекламу).

У підсумку, маючи адекватну модель, стає можливим досягти вдосконалення маркетингового комплексу та медіа-міксу на заданий рівень загального бюджету, тобто отримати найвищі бізнес-результати за доступний бюджет або сформувати рівень загального бюджету та спліт для досягнення бажаного рівня ключового показника; тобто вирішити цілу низку оптимізаційних і прогностичних завдань.

Окрім того, моделювання дозволяє реалізувати сценарне прогнозування для бізнес-показників, тобто врахувати динаміку факторів у будь-якій комбінації та з високим ступенем точності передбачати, як ці зміни вплинуть на результати бізнесу. Саме за рахунок бізнес-симуляції модель перетворюється на інструмент прийняття ефективних рішень щодо розподілу маркетингового бюджету, оскільки може однозначно дати відповідь на питання «*Що буде, якщо ...?*».

Коректно побудована модель дозволяє домогтися високих результатів з точки зору точності прогнозування та відповідності з дійсністю. Результати перевірки значної кількості моделей показали, що розбіжності між моделями та фактичними значеннями були мінімальними, що є доказом того, що моделі якісно описують цільовий показник з точки зору впливу медіа-інвестицій та елементів маркетингового комплексу (за інших більш-менш рівних умов) [270].

Підходи аналізу даних і моделювання використовують у сфері маркетингу як інструмент коригування та збільшення ефективності маркетингових планів і стратегій, підвищення віддачі від маркетингових інвестицій (їх рентабельності для кожного окремого важеля) та відповідно збільшення продажів і прибутку підприємства. В результаті на основі знайдених інсайтів розробляють рекомендації щодо маркетингового комплексу, удосконалюють портфель брендів і продуктів підприємства, визначають необхідний бюджет та медіа-мікс рекламної кампанії, оцінюють вплив

конкурентів і прогнозують основні бізнес-показники підприємства при сценарному моделюванні. Унікальні інструменти та бази даних дозволяються раціонально використовувати маркетингові бюджети та підвищити ефективність кожної вкладеної гривні на 5-70%, що підтверджує досвід українських і зарубіжних підприємств [36, 64, 67].

Все це свідчить про те, що сфера маркетингу отримує багатосторонні можливості для застосування Data Science і вирішення питання про те, як працювати зі споживачем, якою має бути стратегія збуту та цінова політика, яким має бути ефективний маркетинговий комплекс, як працюють ті чи інші канали комунікації тощо для того, аби сформувати ефективну маркетингову стратегію, забезпечити високу якість маркетингової діяльності та зростання бізнесу в майбутньому.

Моделювання маркетингової діяльності - ефективний інструмент для підвищення віддачі від інвестицій, однак варто враховувати наступні моменти:

- Доступність даних. Для побудови моделі необхідні детальні дані по всіх періодах, каналах комунікації та факторах впливу. Чим більше точок даних доведеться моделювати, тим більший рівень варіацій та, як наслідок, більш точну модель буде отримано. Проте важлива не просто кількість даних, ще більш важливою є їх якість, тому щоб виміряти справжні причинно-наслідкові ефекти, доцільно проводити контрольовані експерименти [161]. Якщо немає такої можливості на поточний момент, то варто зосередитися на стратегії роботи з даними (збір, накопичення, передача й аналіз). Дані про бізнес необхідно починати збирати якомога раніше й організувати їх збір і зберігання належним чином.

- Вибір партнера. Моделювання на основі Data Science - це спеціалізована сфера, де досвід є надзвичайно критичним. Важливо уникати організацій, які пропонують подібні послуги та можуть мати певні упередження. Досвід команди – це ключовий фактор успішної реалізації дослідження та пошуку ефективних маркетингових рішень як на стратегічному рівні, так і на рівні тактичних дій.

- Припущення. Якщо зробити припущення неправильно, наприклад щодо забування рекламного повідомлення в показнику «*AdStock*», то можна завищувати чи занижувати вплив певних каналів комунікації зі споживачем.

- Готовність сприймати зміни та долати стереотипні уявлення. Часто за

результатами моделювання знаходяться рекомендації, які йдуть врозрід з усталеними правилами щодо медіа-міксу, медіа-ваг, архітектури рекламної кампанії тощо. Навіть якщо такі рекомендації здаються занадто радикальними, завжди варто врахувати їх і протестувати (наприклад в окремому регіоні чи місті), аби визначити, як вони відобразяться на ефективності маркетингового комплексу.

- Вартість. Побудова моделі може бути дорогим процесом - як з точки зору прямих витрат, так і прихованих на збір та підготовку даних, формування припущень тощо. Таким чином, при моделюванні маркетингової діяльності необхідно оцінювати фінансові можливості для запуску подібних досліджень.

Безумовно, моделювання має певні обмеження. По-перше, воно не дасть однозначної правильної відповіді щодо тих рішень чи активностей, які не були застосовані раніше та за якими, відповідно, немає історичних даних. По-друге, специфіка статистики полягає в тому, що потрібна певна кількість спостережень, щоб можна було говорити про стійкість тих чи інших взаємозв'язків. Тому для побудови якісної моделі, глибокого розуміння сезонності та тенденцій у цільовому показнику необхідні дані за 3-4 роки, причому з достатньою і чітко обумовленою точністю та деталізацією. По-третє, моделювання головним чином оцінює короткостроковий ефект від рекламного впливу, який настає протягом активності та з деяким запізненням (в залежності від медіа-носія). Визначення середньо- та довгострокових ефектів набагато складніше, і їх прогнозування вимагає інших підходів [270]. Як наслідок, впровадження Data Science технологій для моделювання маркетингової діяльності та розробка на їх основі СППР релевантно в першу чергу для передових, розвинених (з точки зору впровадження сучасних ІТ) підприємств з потужними фінансовими можливостями, які щодня стикаються з різними маркетинговими завданнями та проблемами на дуже висококонкурентних ринках.

Підводячи підсумки варто зазначити, що процеси, що характеризуються ознаками зближення наук, які спостерігаються на сучасному етапі, не оминули і економіку. Вже на поточний момент основна увага багатьох науковців спрямована на вирішення питання економіко-математичного моделювання економічної поведінки як окремого індивідуума, так і суспільства в цілому [172]. Безумовним є те, що на

сучасному етапі розвитку ринкових економічних відносин використання Data Science технологій для економіко-математичного моделювання, зокрема, дає змогу вирішити актуальні питання управління маркетинговою діяльністю в процесі формування та реалізації бізнес-стратегії з метою максимізації ефективності реалізованих маркетингових заходів та інструментів. Незважаючи на переважно ціннісну орієнтацію сучасного маркетингу, питання підвищення ефективності та дієвого і раціонального використання ресурсів надзвичайно актуальні при маркетинговому та медіа-плануванні в межах розробки ефективної бізнес-стратегії підприємства.

Моделювання в маркетингу розглядає історичні зв'язки між маркетинговими витратами та ефективністю бізнесу, щоб допомогти визначити всі бізнес-драйвери та рівень витрат на маркетингові активності, забезпечивши при цьому найкращий розподіл на продукти, ринки та маркетингові програми для досягнення бізнес-цілей і комунікаційних цілей підприємства. За рахунок реалізації таких досліджень існує можливість відповідати на запитання *"Що буде, якщо ...?"* про ймовірні результати майбутніх змін витрат і на питання *«Як краще?»* щодо ефективного обсягу та розподілу маркетингових бюджетів. Маркетологи використовують результати моделювання й аналізу для коригування своїх маркетингових стратегій, удосконалення планів маркетингу та прогнозування продажів при моделюванні різних сценаріїв.

Економіко-математичне моделювання на основі Data Science технологій відкриває багато можливостей і значні переваги для практичного застосування в сфері маркетингу та медіа. Data Science технології (зокрема методологія машинного навчання та інтелектуальний аналіз даних) змінюють модель медіа-планування на українському та світових ринках, оскільки основний фокус зміщується від традиційних показників ефективності медіа-кампаній (рейтинги, охоплення, частота контакту з ЦА, SOV і т. д.) у бік цільових бізнес-результатів (трафік, дзвінки, конверсії, продажі, частка ринку тощо). У таких умовах бізнес-показники стають ключовими при розробці бізнес-стратегії, зокрема її основних складових у вигляді маркетингової та медійної стратегій для кожного бренду та підприємства в цілому. Розуміння факторів впливу на бізнес-результати створює основу для пошуку ефективних маркетингових (у т. ч. медійних) рішень.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

1. Дослідження особливостей сучасного підходу до формування та реалізації бізнес-стратегії підприємства продемонструвало, що основою стратегічного планування нині виступає клієнтоорієнтованість. Фокусом сучасної маркетингової діяльності є максимальне задоволення потреб споживача найбільш ефективним шляхом, тому ключем до загальної оптимізації бізнес-стратегії підприємства має бути розробка ефективної маркетингової стратегії, яка є ключовою функціональною складовою бізнес-стратегії та має формуватися на основі комплексного (всебічного) вивчення ринку і реальних запитів потенційних покупців з метою отримання максимального прибутку та посилення конкурентних переваг.

2. Характер і сила впливу широкого набору чинників, які мають прямий або опосередкований вплив на поточну та майбутню маркетингову діяльність, нині відрізняються особливою динамічністю та, окрім того, мають різну значущість і можуть змінюватись на різних етапах діяльності підприємства, що потребує запровадження поглибленого аналізу доступних даних для пошуку в них прихованих закономірностей і формування на їх основі ефективних стратегічних рішень. Сучасні інформаційні технології дозволяють збирати значні масиви даних, виявлення знань в яких створює можливість більш аргументовано планувати та реалізовувати маркетингову діяльність в межах ефективної бізнес-стратегії.

3. Сформульовано низку ключових принципів маркетингової діяльності та медіа-планування, які відповідають маркетингу 5.0 і дозволяють в сучасних умовах забезпечити розробку ефективної бізнес-стратегії, а саме: принцип максимізації охоплення, мультимедійний мікс, що збільшує синергетичний ефект та посилює кожен окремих канал комунікації; онлайн-відео, яке є ще одним телеканалом, а банерна реклама забезпечує додаткову частоту контактів з потенційними споживачами, мобільне мислення, адаптація креативних матеріалів; урахування регіональної специфіки, оптимізація архітектури побудови кампанії та перформанс не тільки в Інтернеті; програматик, який є основою для націлювання на аудиторію, а також безпека бренду, яка передбачає захист його оточення.

4. Дослідження методологічних засад моделювання бізнес-стратегії

підприємства показало глибоку інтеграцію маркетингу та математичного моделювання. Окреслено ключові принципи математичного моделювання, зокрема адекватності, інформаційної достатності, простоти й економічності, здійсненності, множинності та єдності моделей, а також методологію їх побудови через 6 основних етапів. Окрім того, з усвідомленням високої ефективності економіко-математичного моделювання для вирішення задач дослідження економічних систем, систематизовано філософські проблеми щодо прийнятної точності й адекватності моделі, визначення суттєвого впливу факторів, повноти моделі та її здатності до прогнозування, які потребують детального вивчення в межах кожного дослідження.

5. Показано, що широко використовувані традиційні кількісні методи та моделі не покривають усіх потреб щодо удосконалення бізнес-стратегії, не дозволяють ефективно враховувати вплив динамічних факторів мікро- та макросередовища, що має особливе значення при обґрунтуванні дієвих маркетингових рішень. Технології Data Science, завдяки потужності сучасних обчислювальних ресурсів і доступності даних, пропонують новітні методи, які сприяють ефективному вирішенню задач формування та реалізації бізнес-стратегії. Ускладнення бізнес-процесів, посилення конкуренції, прагнення бізнесу до постійного зростання з найменшими витратами обумовлюють необхідність і доцільність впровадження передових рішень, керованих даними, застосування математичного моделювання на основі Data Science технологій з метою підвищення ефективності маркетингової діяльності підприємств.

6. Сформовано перелік основних задач маркетингу, вирішення яких можливе через застосування різноманітних методів, моделей та технологій Data Science, серед яких розуміння основних факторів ефективності бізнесу та міри їх впливу, оцінка ROI від медіа-активності та формування ефективної медіа-стратегії, оцінка цінової еластичності та розробка оптимальної цінової політики, визначення необхідного рівня розвитку системи збуту, сценарне прогнозування та бізнес-симуляції, формування портфельної та / або регіональної маркетингової стратегії тощо.

7. Окреслено ключові припущення та гіпотези, що мають бути враховані при моделюванні маркетингової діяльності та які стосуються поведінки споживача, його характеристик і попереднього досвіду взаємодії з бізнесом, продукту, дистрибуції,

ціни (цінового індексу), конкурентів, а також рекламної активності в національному та регіональному розрізах. Окрім того, показано, що результати моделювання відрізняються для кожного бізнесу, оскільки одержувані висновки є сукупністю сформованих у певний момент багатьох чинників і умов, що потребує індивідуального підходу при моделюванні в кожному конкретному випадку, а тому розроблені рекомендації доречно адаптувати до поточних ринкових ситуацій і специфіки бізнесу кожного підприємства.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [66, 70, 157, 268, 292, 303].

РОЗДІЛ 2

ОРГАНІЗАЦІЙНО-МЕТОДИЧНІ ПІДХОДИ ДО МОДЕЛЮВАННЯ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ЗА ДОПОМОГОЮ DATA SCIENCE

2.1. Прогресивні практики застосування Data Science технологій для моделювання у маркетингу

Дослідженнями у сфері технологій машинного навчання та Data Science для моделювання маркетингової діяльності підприємств займалися такі вітчизняні та закордонні вчені, як Дж. Бернет, Дж. Бушкен [26], Ю. Баженов, Р. Батра [15], М. Гузь, Ф. Джефкінс, Л. Персі, Ф. Панкратов, А. Паргелова [153], В. Пономаренко [154], Т. Лук'янець, Ч. Сендідж, У. Уелс, В. Фрайбургер, Г. Чорноус [42], С. Шапіро та інші.

У зв'язку з накопиченням певних досягнень у цій сфері виникає необхідність узагальнити поточну практику застосування Data Science технологій для підтримки прийняття маркетингових рішень з метою адаптації отриманих результатів та подальшого широкого впровадження в практику маркетингової діяльності. Розглянемо детальніше науковий доробок вчених останніх років.

Моделювання маркетингового комплексу (ММК). Моделі, які відображають чутливість ринку до складових маркетингової діяльності, використовують для внесення змін у маркетинг, які можуть забезпечити покращення показників ефективності бренду та його позицій на ринку. Для успішного функціонування підприємства мають концентрувати свої зусилля на тому, аби максимально глибоко зрозуміти дані, які збираються з тисяч різноманітних джерел. За оцінками аналітиків, більше 50% усіх даних генеруються бізнесом, що відкриває значні можливості в напрямку використання Data Science технологій [201]. Проте, не дивлячись на те, що маркетингові моделі зараз широко розповсюджені, якість маркетингових рішень критично залежить від якості моделей та даних, на яких ці рішення базуються [132].

Математичне моделювання та поглиблений аналіз даних відкривають нові можливості при реалізації маркетингової діяльності будь-яких підприємств. Так, Д. Чан і М. Перрі [32] наголошують на важливості для бізнесу застосування різних підходів до моделювання маркетингової діяльності, адже бізнес повинен розуміти ефективність тих витрат, що спрямовуються на стимулювання продажів і посилення позицій компанії на

ринку, з метою більш ефективного розподілу маркетингових бюджетів.

Потенціал ММК часто обмежений відсутністю детальних та якісних даних. Д. Чан і М. Перрі [32] дослідили різноманітні виклики моделей, які достовірно відповідають на запитання щодо ефективності каналів комунікації зі споживачем при реалізації маркетингової стратегії. Напрямки вдосконалення ММК, які дадуть змогу робити кращі висновки, передбачають обробку кращих даних, розробку кращих моделей, а також їх тестування, використовуючи сценарне моделювання та прогнозування.

На висококонкурентних ринках виникає гостра потреба пропонувати продукти та послуги, які якомога точніше відповідають вимогам клієнтів за умови найбільшої ефективності використання ресурсів. Розробка стратегії бізнесу - це відповідність внутрішніх ресурсів і зовнішнього середовища. Е. Ібрагім та ін. [101] пропонують модель, що враховує вплив маркетингової стратегії, зовнішнього середовища та комплексу маркетингу конкурентів на ефективність бізнесу та маркетингової стратегії на базі одночасного моделювання часових рядів.

С. Пандіан [151] за допомогою факторного аналізу та множинної регресії дослідив основні маркетингові стратегії для залучення споживачів, визначив фактори впливу на покупку та виміряв вплив просування на рішення споживача. М. Блют та ін. [21] надають рекомендації щодо використання маркетингових інструментів для завоювання лідерства. Автори дослідили їх прямий і непрямий вплив на поведінку покупців, а також довели, що їх ефективність залежить від ринкового середовища.

Феномен маркетингу відтворює всі елементи комплексу маркетингу 4P, кожен з яких має високий ступінь складності. П. Супаван та ін. [187] здійснили моделювання структурних рівнянь (SEM) для таких факторів, як стратегія зростання, комплекс маркетингу, характеристики бізнесу та середовища стосовно ефективності бізнесу. Серед предикторів найсильніший вплив мав саме комплекс маркетингу. Р. Крішнамурті [121] досліджує, як підприємства використовують стратегії управління продажами та дистрибуцією, адже вона займає ключове місце у забезпеченні охоплення та видимості для кінцевих споживачів. Маркетологи впевнені, що стимулювання продажів на більш високому рівні та з більшою частотою може покращити позиції підприємства на ринку [141], однак конкуренти можуть

відреагувати на такі дії, що вимагає постійної роботи з просування продукту серед споживачів з ефективними параметрами. Р. Тріхатмоко та ін. [194] вивчають стратегії ціноутворення в конкурентному бізнес-кліматі та оцінку успіху продукту на основі цінових стратегій. А. Аль-Фадлі [8] розробив концептуальну структуру визначення аспектів цінової стратегії, які впливають на задоволеність клієнтів за допомогою SEM.

Р. Ченаваз та ін. [35] досліджують взаємодію між ціною, рекламою та якістю в оптимальній моделі контролю. Результати виявили прибуткові можливості для підприємства, яке керує більш складним комплексом маркетингу. У роботі [149] запропоновано нову модель дифузії продуктів з урахуванням різноманітності їх споживачів. Показано, що оптимальною траєкторією ціноутворення є увігнута крива та існує поріг оптимальної траєкторії рекламної активності.

Значна увага приділяється також безпосередньо споживачу, його поведінці, бажанням і стимулам. Задоволення потреб та утримання клієнтів є важливою умовою для зростання та посилення конкурентної переваги. Дж. Хатаб та ін. [111] досліджують взаємозв'язок між комплексом маркетингу та задоволеністю клієнтів за допомогою SEM і факторного аналізу та доводять, що це надійний та цілком вимірювальний інструмент з хорошою придатністю. Автори підтверджують існування суттєвого позитивного впливу всіх параметрів маркетингового комплексу, що вимагає з боку бізнесу концентрацію уваги на усіх його складових.

Дж. Романюк та ін. [165] досліджують вплив ціни на загальні бізнес-результати, а також, що відбувається з ключовими показниками ефективності бренду (проникнення як кількість покупців бренду та лояльність), коли бренди змінюють частку ринку (в грошах чи натуральних обсягах). Автори формують рекомендації щодо того, скільки інвестувати у формування необхідного розміру клієнтської бази та утримання споживачів через формування в них лояльності до бренду та підприємства.

Дж. Ханайша [91] перевірів вплив вибраних елементів маркетингового комплексу на утримання клієнтів за допомогою SEM AMOS, підтверджуючи важливість правильно обраного їх поєднання. С. Гюнесен та ін. [87] тестують різні алгоритми машинного навчання, щоб передбачити поведінку відтоку найбільш цінної частини поточних клієнтів. Прогнозне моделювання відтоку, RFM-аналіз і методи

кластеризації k-means застосовуються для формування значущих ідей, що можуть допомогти бізнесу отримати додатковий прибуток від покращення утримання клієнтів.

Концепція комплексу маркетингу визначає важливі аспекти на шляху споживача до покупки та фактори його вибору, які в онлайн-середовищі є динамічними [180]. А. Чантаяркуль та ін. [34] розробили модель GREAT, що підвищить конкурентоспроможність магазинів за рахунок формування їх системності та більшої ефективності, кращого уявлення про бізнес-операції та ведення бізнесу з чіткими інструкціями та процедурами. Крім того, ця модель може допомогти у виявленні слабких і посиленні сильних сторін, аби вижити в еру цифрової трансформації.

Дослідження [125] зосереджено на моделюванні маркетингового комплексу 7P, щоб визначити їх індивідуальний і синергетичний вплив за допомогою SEM з використанням факторного аналізу. Було виявлено, що ціна та розподіл впливають на наміри придбання, тоді як продукт і реклама впливають на рішення про покупку.

Сучасний маркетинг покладається на цифрові технології для аналізу всебічної ефективності маркетингової кампанії, розробки майбутніх стратегій і прийняття рішень [138]. З поступовим зникненням cookie, підприємства стають все більш обмеженими у можливості вимірювання ефективності маркетингових заходів, тому виникає потреба використовувати альтернативні способи вимірювання ефективності, зокрема моделювання маркетингового та медіа комплексу за допомогою технологій Data Science для вирішення майбутніх змін в екосистемі маркетингових даних.

Моделювання поведінки споживача. Споживання та поведінка економічних суб'єктів змінюються. Сьогодні споживачі знаходять більше альтернатив і плавно перемикаються між ними. М. Резаї та ін. [162] розробили моделі розрахунку загальної цінності клієнтів за весь період, аналізу їхньої поведінки у різних каналах шляхом використання асоціативних правил, алгоритмів класифікації та методу ANOVA.

Численні дослідження оцінювали поведінку споживачів при здійсненні покупок із різних аспектів, однак більшість не проводить аналіз сегментації ринку онлайн-споживачів. У дослідженні Ф. Гусейнова [100] було виявлено сегменти споживачів в Інтернеті та розроблена модель оцінки поведінки кожного з них. Моделювання поведінки покупців дає можливість ефективно сегментувати ринок, розподіляти

маркетингові ресурси та розробляти більш успішний маркетинговий комплекс.

Надійна система аналізу поведінки покупців дозволяє краще зрозуміти споживачів, а потім виробити кращі бізнес-стратегії для збільшення продажів. Формування різноманітних стратегій допомагає залучити всі сегменти споживачів у максимальній відповідності до їхніх уподобань. Стаття С. Ши [175] зосереджена на побудові моделі прогнозування намірів онлайн-покупок на основі класичних моделей машинного навчання (логістична регресія, дерево рішень і Random Forest).

Зміна поведінки споживачів також є однією з привабливих тем у споживчих дослідженнях. Динаміка поведінки споживачів може бути обумовлена як коротшим життєвим циклом продукту, так і іншими факторами. С. Сунарді та ін. [186] оцінили вплив елементів комплексу маркетингу на рішення про покупку для трьох соціально-економічних класів та виявити відмінності серед них за допомогою PLS [186]. А. Кенпол та ін. [110] вивчали основні фактори впливу на поведінку споживачів через SEM і створення СППР щодо споживчої поведінки. Результати показали, що маркетинговий комплекс має прямий вплив на поведінку споживачів.

Існуючі моделі прийняття рішень покупцем погано підходять для невизначеної реальної ситуації, тому існує потреба в розробці нової концептуальної та кількісної моделі. В роботі Р. Сабо Алок та ін. [168] передбачається, що ефективність елементів маркетингового комплексу з часом змінюється залежно від еволюції взаємозв'язку «споживач-бренд». Автори чітко моделюють ці часові варіації, застосовуючи модель часових змін (TVEM) на основі Big Data. Результати свідчать, що підприємства можуть збільшити свої доходи більш ніж на 17% шляхом перерозподілу ресурсів на основі запропонованих підходів і рекомендацій. Дослідження [103] довело, що вплив елементів комплексу маркетингу залежить від стадії, на якій знаходиться ЦА.

Сфера Big Data продовжує зростати, проте результати свідчать, що дослідження щодо застосування великих даних для маркетингу все ще знаходяться у зародковій стадії [12] через їх обмеженість. Дж. Ду та ін. [59] розглядають моделювання портрету споживача на базі обробки Big Data, де групи споживачів класифікуються на основі кластерного аналізу. В результаті на базі доступних маркетингу даних створюється точна модель сегментації, що може використовуватись при розробці та реалізації

маркетингової стратегії, зокрема для точного таргетування та стимулювання попиту. Такий підхід забезпечує наукову основу для прийняття ефективних маркетингових рішень на підприємстві та сприяє високій точності їх маркетингової діяльності.

Пандемія COVID-19 кинула виклик усім власникам підприємств підтримувати свій бізнес і знаходити шляхи подолання невизначеності. Т. Сміт [178] надає набір визначень і рівнянь для вимірювання впливу змін у проданій кількості, ціні, змінних витратах і комплексі маркетингу між двома періодами часу на прибутковість бізнесу. Ця нормативна декомпозиція прибутку, що вимірює вплив змін у маркетинговій діяльності, використовується як частина інтелектуальної системи при прийнятті рішень. Результати ММК для кожного бізнесу будуть відрізнятися, оскільки досягнуті результати та сформовані рекомендації є сукупністю багатьох факторів і умов, що формуються кожного разу. Це вимагає індивідуального підходу в кожному конкретному випадку і розроблені рекомендації не можуть прийматися одночасно для всіх підприємств на ринку [36]. Доречно адаптувати всі дослідження до конкретних ринкових ситуацій.

Моделювання впливу рекламної активності. Рекламній активності та її впливу на споживчий попит приділяється значна увага в науковій літературі, де модель маркетингової реакції виникла як домінуюча аналітична структура. Базова структура моделі розвивалася в декількох напрямках, серед яких включення платних, власних і зароблених медіа з метою стимулювання офлайн- та онлайн-шляхів до покупки. У статті [31] згадано, що жодна модель не забезпечує ефективно цілісне уявлення про роль реклами, та запропоновано більш комплексний структурний підхід до ММК з урахуванням короткострокових і довгострокових ефектів реклами.

Просування як елемент комплексу маркетингу є ключовим компонентом маркетингової екосистеми [184]. Маркетингова комунікація є одним з найважливіших видів діяльності, на які покладаються бізнеси, щоб задовольнити бажання споживачів, підвищити обізнаність про продукти чи послуги підприємства та, як наслідок, збільшити продажі та товарообіг. Недавні дослідження показали, що від 20% до 50% рекламних кампаній не призводять до помітного зростання продажів. О. Зейбек та ін. [210] встановили вплив рекламної активності на бізнес-результати за допомогою моделі часового ряду зміни обсягу відносно загальної кількості товарів у

рекламних проявах. К. Менсах та ін. [144] встановили значний позитивний вплив маркетингової комунікації на купівельну поведінку споживачів за допомогою SEM.

Маркетинг і медіа відіграють важливу та центральну роль у створенні бренду, і в рамках цього ефективна комунікаційна підтримка є життєвоважливою для інноваційного комплексу маркетингу [159]. Важливою проблемою маркетингу є розуміння впливу різних маркетингових зусиль на продажі та прибуток, оскільки оцінювати ефективність інвестицій через окремі маркетингові канали стає все важче. Ю. Лю [138] дослідив маркетингову підтримку значимих брендів, здійснив ММК 12Р та дав огляд ключових комунікаційних заходів для побудови бренду.

М. Кійгі-Каллі та ін. [114] досліджують випадок, коли дані для створення моделей реакції споживачів на рекламу доступні щогодини, тоді як управлінські рішення можуть стосуватися різних інтервалів часу (година, день, тиждень, місяць). Основний висновок полягає в тому, що моделі для низькочастотних даних набагато простіші, тоді як моделі для детальних даних вимагають оцінки сезонної складової. М. Мендес-Суарес [143] використовує для ММК максимальне ентропійне завантаження, ефективну методичку, спеціально розроблену для часових рядів, яка підтримує автокореляційну структуру та містить сезонні події, такі як Різдво чи Чорна п'ятниця.

Окрім того, реакція споживачів на рекламу передбачає як короткостроковий, так і довгостроковий ефект, який до того ж у більшості випадків нелінійний. Використовуючи підхід AdStock, Д. Зантедескі та ін. [209] визначають рівні забування рекламного повідомлення для всіх ЗМІ, що дозволяє в процесі розробки маркетингової стратегії прогнозувати та враховувати фактичні коротко- та довгострокові рекламні ефекти кожного медіа-каналу. М. Даш та ін. [48] пропонують модель маркетингової реакції, що включає лінійну модель з усіма можливими ефектами взаємодії з різними каналами комунікації. Така модель забезпечує вимірювання ефективності кожного ЗМІ. М. Вудлі [205] представляє модель State Space для оцінки ефектів окремих каналів, використовуючи сукупні дані про продажі. Запропонована структура дозволяє змінювати ефекти перенесення між маркетинговими каналами, допускає різну швидкість розпаду кожного каналу, тому відкриває шлях для більш комплексної оптимізації маркетингового міксу.

П. Де Пельсмакер та ін. [51] досліджують використання моделювання змішаної кількості, нової методології в маркетингових дослідженнях, для аналізу впливу рекламної активності та розподілу цих ефектів між ЗМІ з точки зору впливу на покупки. Було показано, як кількісно визначити синергію або канібалізм між каналами комунікації, а також як оптимальний медіа-мікс відрізняється залежно від загальних медіа-інвестицій і медіа-споживання. Автори зазначають, що позитивні та негативні синергетичні ефекти відрізняються для різних рекламних бюджетів.

Швидкі технологічні зміни приносять прогрес в управління, і маркетингова діяльність також прагне до ефективних інструментів просування, оскільки медіа-канали все більше розширюють свій вплив на споживача [171]. М. Фрео та ін. [75] за допомогою авторегресійних моделей розподіленого відставання досліджують, яким чином рекламна діяльність, як маркетинговий інструмент, була використана для підтримки бізнесу під час спаду ділового циклу та чи привела реклама до значного додаткового зростання продажів.

Купівельна поведінка споживача є частиною процесу прийняття рішення придбати продукт. Ю. Чоудхарі та ін. [44] дослідили вплив медіа на купівельну поведінку споживачів за допомогою факторного аналізу та лінійної регресії. Ф. Хабіб [89] дослідив фактори впливу на рішення споживача (включаючи активність у ЗМІ), використовуючи структурну модель з оцінкою максимальної правдоподібності.

Не дивлячись на те, що дослідження успішно пов'язують медіа з деякими показниками для клієнтів, наразі не існує поглибленого концептуального та емпіричного розуміння того, як медіа впливають на етапи маркетингової воронки. А. Коліцева та ін. [45], опираючись на існуючі теорії обробки інформації про споживачів, намагаються концептуально пов'язати та порівняти взаємозв'язки між вимірами контенту підприємства та споживачів, а також класичними послідовними етапами маркетингової воронки (обізнаність (знання), розгляд, намір здійснення покупки, безпосередньо етап покупки та задоволення від її здійснення).

Медіа-стратегія є невід'ємною частиною маркетингової стратегії. Існує безліч медіа-каналів, які можуть використовуватися підприємствами, щоб збільшити дохідність бізнесу. Однак використання будь-якого медіа зазвичай пов'язане з

інвестиціями у вибрані канали комунікації, які повинні дати позитивні бізнес-результати. З точки зору бізнесу, необхідно оцінити можливі результати цих інвестицій (визначити ROMI), щоб вибрати найефективніший медіа-мікс, тому існує значний потенціал для оптимізації для тих бізнесів, які впроваджують поглиблений аналіз даних для пошуку ефективних маркетингових рішень і досягнення конкурентних переваг. Для прийняття обґрунтованих бізнес-рішень щодо розробки ефективної медіа-стратегії, покращення механізму управління її елементами рекомендовано застосовувати системний підхід на базі Data Science технологій [38].

Моделі прогнозування. Розвиток ПЗ та методів машинного навчання покращує методологію через моделювання та прогнозування економічних показників. Нові методи машинного навчання, такі як моделі регресії на основі дерева, запропоновані як альтернатива лінійній регресії для прогнозування економічних значень, оскільки ці алгоритми здатні обробляти ненормальність і нелінійність даних. Алгоритм квантильного регресійного лісу був використаний М. Кордоба та ін. [46] до моделі регресії для прогнозування та оцінки невизначеності передбачень моделі. Х. Ян та ін. [208] пропонують МНК подвійної підтримки векторної регресії на основі надійної L_1 -норми відстані для полегшення негативного ефекту даних трафіку з викидами. Хоча є деякі відомі роботи щодо проблем прогнозування трафіку на короткострокову перспективу, їх ефективність значною мірою залежить від зібраних даних, на що часто впливають різні зовнішні фактори, що призводять до помилок і відсутності даних. Все це ускладнює вибір ефективного методу для точного прогнозування.

В. Деарт та ін. [54] розробили моделі прогнозування характеристики потоку трафіку в режимі реального часу на основі класифікації з використанням методів машинного навчання. Гібридний метод Random Forest зменшує похибку прогнозування приблизно в 1,5 рази в порівнянні зі стандартним середнім рівнем. У статті [135] розглядається розробка підходу ансамблювання при навчанні (адаптивного підвищення), щоб зменшити похибку до довільного порогу.

Більшість систем прогнозування дають обмежене уявлення, оскільки вони не враховують сучасні ринкові тенденції, сезонність продукції тощо. А. Кумар та ін. [123] дослідили внесок рекламних заходів, історичного попиту та інших факторів для

прогнозування продажів на основі ШНМ, нечітких класифікаторів, керованих великими даними. Система випереджає за ефективністю, оскільки може формувати, сприймати та реагувати на реальні вимоги потенційних клієнтів.

П. Ліфланг та ін. [132] представляють передові методи моделювання, в т. ч. вдосконалені індивідуальні моделі попиту, аналіз часових рядів, моделі стану простору, просторові моделі, структурні моделі, моделі арбітражу, моделі, що описують моделі конкуренції та дифузії, включаючи SEM, метод PLS, моделі маркетингового комплексу та приховані моделі Маркова, а також узагальнені методи моментів, байєсівський аналіз, непараметричні оцінки та проблеми ендогенності.

Дані щодо маркетингу та результатів діяльності підприємства часто включають показники, що повторюються з часом. Монографія К. Пауельс [152] присвячена економетриці та аналізу часових рядів у маркетингу, розкриваючи основу таких моделей, ключові перспективи, відмінності між альтернативними моделями, практичні аспекти тестування, вибору моделі, її оцінки та інтерпретації.

Тенденції останніх років показали вражаючі результати різних моделей ШНМ при вирішенні різноманітних задач, оскільки зі збільшенням обчислювальної потужності зменшується час навчання ШНМ, що разом зі зростанням обсягів і кількості доступних даних забезпечують успішні результати моделювання ШНМ для стимулювання та прогнозування поведінки споживачів. Дослідження [183] на основі історичних даних роздрібною торгівлі про клієнтів пропонує класифікатор, який буде правильно передбачати (класифікувати), чи буде клієнт здійснювати покупку конкретної категорії товарів. Результати підтверджують, що в рамках даного завдання XGBoost допомагає отримати найвищі показники та перевершити ШНМ прямої передачі та регульовану логістичну регресію Лассо за точністю прогнозування та швидкістю.

При вирішенні питання про те, яку модель застосувати, слід брати до уваги не тільки точність, а і час та ресурси, необхідні для налаштування моделі. Окрім того, ШНМ на виході мають суттєве обмеження через недостатню інтерпретацію, оскільки модель не містить деталей щодо того, які змінні генерують значний внесок у результат, а також яким чином вони це роблять. Логістична регресія або CART, з іншого боку, дають коефіцієнти, які можна інтерпретувати як ваги, які трактують, чи

здійснює даний фактор результат більш-менш вірогідним [183].

Внесок класичних методів машинного навчання, таких як регресійний аналіз та ШНМ [299] у прийняття рішень у маркетинговій діяльності є досить істотним, але існують альтернативні методи, технології. Дж. Доус та ін. [49] описують засновані на даних доказові методи, які були корисними для прогнозування. Ю. Джин та ін. [107], С. Чжан і Дж. Вавер [211], О. Черняк і Л. Кучерук [301] пропонують байєсівське ієрархічне моделювання та байєсівські мережі.

Залишається актуальною проблема керованості складних соціально-економічних систем та пошук рушіїв і важелів впливу, що створюють можливість переходу систем у бажаний стан. На сучасному етапі розвитку економічних систем такі математичні інструменти, як нечіткі методи, ШНМ, генетичні алгоритми, регресійні моделі і т. д. все частіше використовуються при аналізі поведінки соціально-економічних систем, оскільки динаміка економічних процесів і явищ має в більшості випадків нелінійний, часто непередбачуваний характер [224]. Загалом зростає необхідність вимірювання всіх результатів діяльності та її ефективності [16].

Портфельна стратегія. Враховуючи необхідність обґрунтування витрат на ведення бізнесу та їх правильного розподілу між продуктами, підприємства дуже зацікавлені у вимірюванні ефективності маркетингу, яка залежить від багатьох елементів. Формування ефективних бізнес-стратегій є складним завданням, особливо в умовах висококонкурентного ринку, що включає комплексне та багатоаспектне маркетингове планування, методи, механізми визначення найкращого плану дій та пошуку дієвих рішень для досягнення найкращих результатів.

Маркетингові можливості та стратегії розвитку портфеля брендів роблять значний внесок у ефективність підприємства. Дослідження [129] розробляє основу для розуміння взаємозв'язків між маркетинговими можливостями, маркетинговою стратегією та реалізацією маркетингу, яке дасть змогу реалізувати маркетингову стратегію з максимальною ефективністю. У статті [84] обґрунтовується зв'язок між інвестиціями в маркетингові інновації, тобто способи розробки, ціноутворення, збуту та просування продуктів, і результативністю нового продукту підприємства.

Ринкова діяльність і стратегії конкурентів створюють значний вплив на вибір

відповідної маркетингової стратегії. М. Абедіан та ін. [3] розробили математичну методологію на основі підходу теорії ігор для планування оптимальних стратегій маркетингового комплексу на динамічних конкурентних ринках з урахуванням стратегічного прогнозування та ефектів взаємодії.

Р. Селлерс-Рубіо та ін. [170] за допомогою двоетапного аналізу охоплення даних з подвійним навантаженням на грошові ресурси, виділені на різні рекламні засоби, досліджують детермінанти ефективності реклами з точки зору кількості брендів у портфоліо та комбінації використовуваних рекламних інструментів. Результати показують певний рівень марнотратства на ЗМІ, а також той факт, що як розмір портфеля брендів, так і реклама позитивно впливають на ефективність.

К. Ген Катен та ін. [189] пропонують функціональну класифікацію портфелю продуктів підприємства для використання в бізнес-плануванні, що містить чотири функціональні класи за часткою в структурі та маржою: концептуальні продукти, продукти спеціального призначення, продукти, що генерують прибуток, і продукти в змішаному споживанні. Поведінка споживачів може впливати на поширення продуктів, розвиток бізнесу і, отже, на прибуток підприємства. Таким чином, підприємства повинні враховувати її при плануванні маркетингових стратегій [149].

У статті [176] описується впровадження інструменту управління портфелем і категоріями, відомого як Category Optimizer, для підвищення прибутковості, покращення конкурентної позиції та захисту від конкурента. Під час експерименту Category Optimizer привів до рекомендації, що збільшили прибуток і дохід: після впровадження рентабельність зросла на 70%, а виручка на 3%.

Розширення портфелів продуктів і брендів є ефективними маркетинговими стратегіями для задоволення потреб клієнтів і створення конкурентних переваг на ринку. Однак портфелі можуть вийти з-під контролю, що призведе до втрати ринкової концентрації та частки ринку. А. Кирка та ін. [113] досліджують, як продукт, портфель брендів і рішення щодо них впливають на продажі та частку ринку як на ефективність бренду, використовуючи динамічний панельний узагальнений метод оцінки моментів. Авторами було знайдено критичні управлінські компроміси, тому для максимізації ефективності бренду необхідні ретельні дослідження.

Рішення з управління портфелем є ключовою функцією будь-якого підприємства. У статті [106] обговорюється, що становить достатній портфель ліків фармацевтичного підприємства і як ним успішно керувати. Автори досліджують процес прийняття рішень з різних точок зору, включаючи важливість портфелю, інструменти для аналізу портфеля та оптимальний портфель. Набагато ширше в сучасній практиці мають застосовуватися рішення щодо портфелю брендів із застосуванням сучасних методів моделювання та прийняття рішень. Покращення управління портфелем є ключовим елементом загальної стратегії успіху бізнесу.

Методи машинного навчання для моделювання відтоку клієнтів. Клієнти є дуже важливим активом будь-якого бізнесу. В умовах тенденцій до насичення ринку та високої конкуренції, де пропозиція перевищує попит [62], боротьба за поточних споживачів стає все більш інтенсивною [57]. Стратегія роботи з клієнтами відіграє вирішальну роль у їх залученні та утриманні найбільш цінних з них [156, 167].

У сучасному бізнес-середовищі, що характеризується високим рівнем невизначеності, розуміння поведінки споживачів є важливою частиною процесу стратегічного планування, адже це ключовий фактор досягнення лідерства на ринку. Впроваджуючи маркетинг, керований даними, підприємства можуть знаходити потрібних клієнтів, краще знати їх, утримувати та розвивати, а також забезпечувати зростання бізнесу з достатнім рівнем прибутковості [82].

Відтік клієнтів і його прогнозування є однією з найбільш складних і головних проблем, яка впливає на дохід і зростання підприємства [11], що підтверджує 91% респондентів опитування Gartner [76]. Однак лише 43% інвестували у ресурси для її вирішення [53]. Дослідження доводять, що залучення нового клієнта в 5-10 разів дорожче, ніж утримання існуючого. Таким чином, ефективне управління відтоком клієнтів і розуміння його причин стали вкрай важливими завданнями [213].

Підвищення ефективності взаємодії клієнтів з бізнесом та мінімізація їх відтоку є дійсно актуальними та важливими, тому зростає роль сучасних методів інтелектуального аналізу даних, моделей, інструментів, алгоритмів і технологій машинного навчання, які генерують додаткові можливості в цій сфері [93; 116]. Утримання клієнтів значною мірою залежить від аналізу даних і прогнозного

моделювання для підтримки процесу прийняття рішень [50].

Маркетинговий процес, що супроводжується швидким накопиченням великих обсягів даних та інформації, а також зростаючою зрілістю технологій інтелектуального аналізу даних, сприяє ширшому застосуванню та розвитку моделей відтоку клієнтів для прогнозування їх поведінки за допомогою методів Data Science. Їх впровадження дозволяє персоналізувати маркетингову та рекламну інформацію для потреб споживачів шляхом розробки відповідних рекомендацій для підвищення ефективності діяльності підприємства [86; 156]. Використовуючи прогностичний маркетинг і технології машинного навчання, підприємство може уникнути відтоку клієнтів шляхом точного прогнозування їх поведінки, формування та вжиття ефективних превентивних заходів [192], розробки і впровадження успішної маркетингової стратегії [207]. Крім того, корисний метод утримання клієнтів зробить підприємство більш прибутковим за рахунок скорочення витрат для компенсації залучення нових клієнтів, тобто є важливим аспектом підвищення операційної ефективності [47].

Раннє та точне прогнозування поведінки клієнтів, передбачення того, які споживачі мають намір відмовитися від послуг підприємства, і розуміння причин цього наміру відіграють важливу роль у сучасному маркетингу, який спрямований на підтримку лояльних клієнтів [80; 198]. Це може бути досягнуто шляхом видобутку інформації, яка впливає на відтік, із даних клієнтів.

В останнє десятиліття багато вчених представили результати застосування різноманітних методів та алгоритмів машинного навчання для класифікації і прогнозування відтоку найцінніших клієнтів [87], пошуку більш ефективних підходів прогнозування відтоку клієнтів за допомогою технологій інтелектуального аналізу даних. Серед використовуваних методів, моделей і технологій для вирішення завдань обробки даних є логістична регресія, дерево рішень і моделі Random Forest [112; 128; 198], k-means, SVM [169], Naive Bayes для прогнозування лояльних або нелояльних клієнтів та їх поведінки [105; 6], поєднання сегментації клієнтів через k-means і прогнозування SVM [207], багаторівнева класифікація з SVM в алгоритмі SLS-SVM [99], класифікація ECHAID деревом для сегментації споживачів [109] тощо.

3. Тяньюань та ін. [192] довели, що найбільш широко застосовуваними Data

Science методами для прогнозування відтоку клієнтів є логістична регресія, дерево рішень, SVM. Т. Чжанг та ін. [213] використали дискримінантні рівняння та логістичну регресію для моделі прогнозування відтоку клієнтів через їх сегментацію. Н. Кузнєцова та ін. [127] побудували градієнтний бустинг для оцінки ймовірності відтоку споживача, який демонструє високу якість. Дослідження [11] пропонує один із найпотужніших класифікаторів машинного навчання XGBoost як модель утримання клієнтів. Х. Тхаккар та ін. [190] пропонують алгоритм AdaBoostWithCost, який покращує дискретний AdaBoost. М. Гемалатха та ін. [95] пропонують модель прогнозування відтоку, яка використовує підходи кластеризації та класифікації для його виявлення та визначення факторів, що його викликають, за допомогою адаптивного Logitboost. Визначивши ключові фактори впливу на відтік споживачів, підприємства можуть підвищити продуктивність, розробивши відповідні рекламні кампанії залучення клієнтів. Таким чином підприємства підвищують якість маркетингових кампаній.

Також останнім часом методи штучного інтелекту набули більшого поширення у прогнозуванні та класифікації відтоку клієнтів, зокрема, ШНМ визнані дуже ефективним методом [167]. Дослідження Х. Кумар та ін. [124] пропонує засновану на правилах модель прогнозування відтоку клієнтів на основі ШНМ. Застосування запропонованої моделі допоможе підприємствам у розробці та впровадженні інтелектуальної СППР. Д. Каччареллі та ін. [28] порівняли результати класифікації за допомогою комбінації методів вибірки та дерев рішень, методів ансамблю та ШНМ.

П. Приянга та ін. [155] запропонували ієрархічну модель кластеризації Flexi-Ensemble. Ю. Денг та ін. [56] створили модель прогнозування відтоку клієнтів за допомогою алгоритму ансамблевого навчання Lightgbm, Catboost, Random Forest, щоб підвищити точність і досягти економії коштів. О. Резеіан та ін. [163] запропонували ансамблевій моделі з деревами рішень. Т. Гаттерманн-Ітчерт та ін. [77] розробили багатозрізний підхід, який передбачає побудову моделі на основі кількох часових фрагментів даних. С. Де та ін. [53] показали, що, незважаючи на те, що гібридні й ансамблеві методи є досить успішними та покращили продуктивність моделі, існує потреба в чітко визначених рекомендаціях щодо відповідних заходів оцінки моделі.

Дослідження А. Джамджум [104] доводить, що методи Data Mining можуть бути

дуже успішними у пошуку прихованих інсайтів і висвітленні інформації про клієнтів. Крім того, виявлено, що кожна модель ефективно працює з різними наборами даних. Слід зазначити, що всі результати та висновки з моделювання після впровадження Data Science не можуть бути прийняті абсолютно для всіх підприємств, оскільки результати є наслідком щоразу сформованих багатьох факторів та умов, що вимагає адаптованого підходу в кожного випадку [36].

У прогностичному маркетингу важко розподілити обмежені ресурси для цільових груп клієнтів із різними характеристиками. С. Чжанг та ін. [212] представили структуру, яка використовує алгоритм на основі відстані, k -найближчих сусідів і SVM для фіксації вподобань клієнтів щодо каналів просування. Розроблено модель оптимізації ресурсів із використанням результатів класифікації як вихідних даних.

Глибоке розуміння потреб клієнта та ефективний аналіз його поведінки є інструментами, які сприяють успіху бізнесу на ринку. Здатність утримувати клієнтів передбачає ефективне вивчення поточних і потенційних клієнтів, прийняття більш ефективних рішень і вдосконалення бізнес-процесів. Завдяки повному розумінню клієнтів та їхньої поведінки як споживачів підприємство може підтримувати лояльність, передбачити, як клієнти відреагують на стратегію маркетингу, покращувати бізнес-результати та збільшувати прибуток [6].

Розвиток технологій створив висококонкурентне маркетингове середовище, де аналіз поведінки споживачів став життєвоважливим. При цьому фінансові ресурси, що витрачаються на утримання клієнтів, значно менші, ніж на залучення нових [81]. Розвиток інтелектуального потенціалу, а також ефективна система управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM), заснована на Data Mining, може генерувати більше економічних вигід підприємству за рахунок підвищення рівня управління та якості бізнес-орієнтованих маркетингових рішень. Оптимальна стратегія утримання клієнтів допомагає підприємствам скорегувати маркетингові стратегії та підвищити ефективність [185]. Ю. Абарка Санчес та ін. [2] встановили зв'язок між лояльністю та утриманням за допомогою факторного аналізу та моделі множинної лінійної регресії.

М. Белбахрі та ін. [17] запропонували модель підвищення на основі моделей логістичної регресії, які використовуються для визначення клієнтів, які ймовірно

позитивно відреагують на маркетингову діяльність, щоб утримати їх та уникнути непотрібних витрат на клієнтів, які, швидше за все, переключаться на конкурентів.

Н. Кузнєцова та ін. [128] досліджують задачі класифікації клієнтів за їх тенденцією до відтоку. На основі аналізу баз даних, динамічних моделей і функцій виживання, автори пропонують підходи для прогнозування ймовірності відтоку, часу, коли клієнт задумався про нього, а також моменту, коли він може відбутися. М. Гаврилович та ін. [93] пропонують інтеграцію в СППР для своєчасного виявлення відтоків і найбільш небезпечних клієнтів, яким загрожує відтік. Знання періоду ризику буде корисним бізнесу з точки зору запобігання відтоку шляхом розробки персоналізованих пропозицій і надання додаткових стимулів поточним клієнтам [126].

Л. Ду та ін. [60] запропонували новий кількісний метод моделі Кано для аналізу особистого попиту споживача та досягнення високої обґрунтованості маркетингових рішень. Клієнти класифікуються на групи, які віддають перевагу ціні, бренду чи послугам як першочерговим стимулам. У зв'язку з цим актуальним є адаптація маркетингової стратегії та розробка відповідних індивідуальних пропозицій для кожної групи споживачів. Визначення різних типів споживачів і впровадження диференційованих маркетингових стратегій можуть допомогти підприємствам збільшити прибутковість і лояльність клієнтів. Модель актуальності, частоти та монетарності (RFM) є важливим методом інтелектуального аналізу даних, який має значну практичну цінність у маркетингу [98]. З. Ву та ін. [206] запропонували структуру з моделями машинного навчання, зваженими на цінність клієнта, які дають підприємствам корисну інформацію для ефективнішого розвитку маркетингових стратегій для різних груп споживачів, а також для економічного аналізу відтоку.

Враховуючи зростання важливості поведінки клієнтів для бізнесу, підприємства зосереджуються не тільки на підвищенні прибутковості, збільшенні частки ринку, але й на роботі з високолояльними клієнтами та клієнтами, які можуть переходити до конкурентів (відтікати). Моделювання допоможе підприємствам ефективно прогнозувати поведінку клієнтів, вживати відповідних цілеспрямованих заходів, а також приймати кращі маркетингові рішення, щоб уникнути відтоку клієнтів і, як наслідок, збільшити свої прибутки [87]. У сучасних умовах існує необхідність

трансформації маркетингових інструментів для управління клієнтським досвідом [188].

Маркетингові інформаційні системи (ІС). М. Стоун та ін. [182] вивчають вплив сучасного інтерактивного маркетингу на інформацію про клієнтів і маркетингові дослідження, зокрема, наскільки докорінно змінилися способи збору та використання такої інформації для розробки та реалізації маркетингових стратегій і елементів комплексу маркетингу. Дослідники відзначають розвиток платформ, які дозволяють підприємствам керувати своєю інформацією та взаємодією з клієнтами кардинально різними способами за допомогою розвитку бізнес-аналітики. Д. Джонсон та ін. [108] вивчають досвід маркетингу, який повністю керується даними при прийнятті рішень через впровадження аналізу Big Data. Дослідження показує, що перехід до аналітики покращує якість доступних ресурсів і забезпечує модель для підвищення якості маркетингової інформації та покращення прийняття рішень на основі даних.

Аналітика даних стає стратегічним інструментом для досягнення ефективності бізнесу та впровадження маркетингу на основі даних. Дж. Рам та ін. [160] стверджують, що впровадження аналізу даних для бізнесу допомагає підвищити цінність клієнта, реагувати на зміни відповідно до коливань ринку, покращувати процеси та якість управлінських рішень. Для вирішення проблем низької стабільності й ефективності, високої складності маркетингових рішень С. Лв [139] пропонує маркетинговий адаптивний алгоритм прийняття рішень на основі аналізу даних.

Маркетингові СППР (МСППР) можуть мати велике значення для підприємства, оскільки вони підтримують процеси збору та обробки інформації, а також процес прийняття рішень, надаючи прогнози та різноманітні моделі [137]. Попередні дослідження показали, що спеціалісти з маркетингу, які мають можливість впровадження МСППР, мають вищу ефективність, але не є більш впевненими у своєму рішенні [55]. Дж. Ван Брюгген та ін. [197] досліджували вплив якості МСППР на прийняття рішень, визначаючи якість як прогнозну точність їх імітаційних моделей. У концептуальній структурі МСППР, запропонованій Б. Веренга та ін. [203], визначено п'ять груп факторів, які потенційно можуть впливати на прийняття, використання й успіх МСППР: пов'язані із зовнішнім середовищем, організацією, середовищем виконання завдань, користувачем і реалізацією.

Дж. Алексоуда [7] представив МСППР для розробки набору продуктів-замінників на основі трьох критеріїв оптимізації та різних сценаріїв за допомогою аналізу «Що, якщо». К. Вебер [204] досліджував ідеї для успішного впровадження МСППР у туризмі.

У ряді досліджень було реалізовано поєднання мультиагентного підходу в побудові різних СППР і Data Science як середовища для розробки моделей. Наприклад, було запропоновано СППР, засновану на концепції мультиагентної ІС, для прогнозування цін на акції з використанням даних із соціальних медіа. Алгоритми машинного навчання в цій системі можуть пов'язувати настрої контенту в соціальних мережах і зміни на фондовому ринку [42]. Поєднання СППР, агентних технологій та Data Science є потужним інструментом для підтримки прийняття рішень. Р. Вахідов та ін. [196] запропонували архітектуру мультиагентної СППР для е-комерції та описали прототип системи для прийняття інвестиційних рішень у режимі онлайн.

Математичне моделювання в маркетингу інтегрується в систему прийняття рішень, щоб враховувати поведінку клієнтів і оцінювати попит. Дж. Фігероа-Перес та ін. [74], Е. Достатні та ін. [58] пропонують мультиагентну архітектуру МСППР для застосування у дизайні. На основі технології мультиінтелектуальних агентів для розробки МСППР, В. Аї та ін. [5] розробили структуру системи, яка складається з рівня прийняття рішень клієнта, рівня основного рішення та рівня ресурсів прийняття рішень, і описали потік інформації між інтелектуальними агентами системи.

Р. Бірн і М. Стоун [20] досліджують еволюцію маркетингових ІС і потребу підприємств використовувати маркетингову інформацію для розуміння потреб і поведінки потенційних клієнтів, а також для контролю за нею. Автори показують, як маркетингові дослідження допомагають підприємствам приймати рішення, описують класичні методи маркетингових досліджень і прогнозування маркетингових результатів, а також методи, необхідні для ефективного розвитку, вирішення проблем та якісного управління. Розробка та використання систем аналізу клієнтів і маркетингової інформації є важливими інструментами для управління підприємством і підтримки маркетингових рішень щодо формування бізнес-стратегії. Проте багато питань щодо формування інформаційно-аналітичної бази маркетингу, розробки та реалізації стратегії, її оцінки потребують подальшого розвитку [150, 243].

Невизначеність і нестабільність економічної динаміки, прагнення до неперервного розвитку поставили перед усіма бізнесами виклик впровадження Data Science в маркетингову систему прийняття рішень. Незважаючи на значну кількість наукових досліджень та значні досягнення українського та міжнародного наукового співтовариства, залишається багато невирішених питань у впровадженні моделювання маркетингової діяльності для пошуку шляхів підвищення ефективності маркетингової та медіа-стратегій для зростання продажів, пошуку зв'язків між елементами маркетингового комплексу та збутом, визначення перехресного впливу факторів один на одного з метою формування та реалізації ефективної бізнес-стратегії підприємства. Механізм пошуку рішень і прогнозування на основі даних для встановлення оптимальних цін на продукцію, визначення необхідного рівня дистрибуції та формування ефективної медіа-стратегії (медіа-міксу за каналами комунікації з урахуванням їх пріоритетності та очікуваного ROMI) потребує більш ретельного дослідження, адже ефективна бізнес-стратегія, а також удосконалення механізму управління є визначальними факторами для збільшення збуту продукції будь-якого підприємства [237]. Враховуючи вище описане, пошук шляхів вирішення питання підвищення ефективності маркетингової стратегії на основі даних є досить важливим.

2.2. Концептуальний підхід щодо реалізації та впровадження Data Science технологій у маркетингу

При формуванні бізнес-стратегії варто дивитись на маркетинг та рекламу як на інвестиції бізнесу в ефективне зростання. Інвестиції повинні бути ефективними і приносити віддачу у вигляді бізнес-результатів [233]. Ця філософія разом з досвідом, накопиченими і постійно зростаючими знаннями в Data Science створюють конкурентну перевагу для підприємств, які активно працюють в напрямку розвитку поглибленої аналітики наявних на ринку даних. Так, наприклад, використання Data Mining стандарту CRISP-DM [25; 174; 300], що заснований на методології машинного навчання та технологіях Data Science, дає змогу крок за кроком проаналізувати і виокремити фактори впливу на бізнес-результати (продажі, дзвінки в Call Center, трафік на сайт, візити у відділення чи магазини, конверсії тощо). Поглиблена бізнес-

аналітика на базі технологій машинного навчання та Data Science націлена на побудову моделі прогнозування ключових бізнес-метрик, контролю їх виконання та управління ключовими маркетинговими факторами впливу. Застосування аналізу даних та моделювання бізнес-показників забезпечує можливості для більш ефективного процесу контролю та прогнозування досягнення бізнес-цілей і, як наслідок, більш впевнене та ефективне інвестування в розвиток брендів.

FMCG - одна з перших категорій на українському ринку, яка почала застосовувати підходи Data Science для пошуку ефективних маркетингових заходів, однак на початковому етапі спеціалісти часто зустрічали труднощі у вигляді відсутності якісних даних. Ще кілька років тому бізнес володів лише даними по відвантаженню продукції зі складів, а не фактичними даними продажів в торгових мережах. Однак, на поточному етапі ця проблема повністю вирішена, що відкриває значні перспективи в даному напрямку [64].

Основною метою пропонованого концептуального підходу до реалізації та впровадження Data Science технологій в маркетингу є дослідження факторів впливу на маркетингову діяльність підприємства за допомогою моделей та методів Data Science задля пошуку прихованих в даних знань та формування дієвих рішень щодо бізнес-стратегії підприємства. Відповідно до цього основними цілями моделювання на основі Data Science технологій є зростання продажів та частки ринку по продажах у натуральному та вартісному вираженні, підвищення рівня залученості клієнтів до товарів та послуг підприємства, максимізація ефективності від проведення рекламних кампаній та мінімізація відтоку клієнтської бази за умови економічної ефективності використання маркетингових бюджетів, тобто максимального ROMI.

Концептуальний підхід при роботі з даними в сфері маркетингу складається з трьох частин: аналіз проблемної ситуації і постановка задачі; безпосередньо аналіз даних і моделювання за допомогою інструментів Data Science; формування рішень та їх реалізація. Найбільш цінним є центральний блок з пошуком рішення та моделюванням (рис. 2.1). Нижче представлено детальний опис кожного з етапів, враховуючи процеси, які відбуваються на кожному з них.

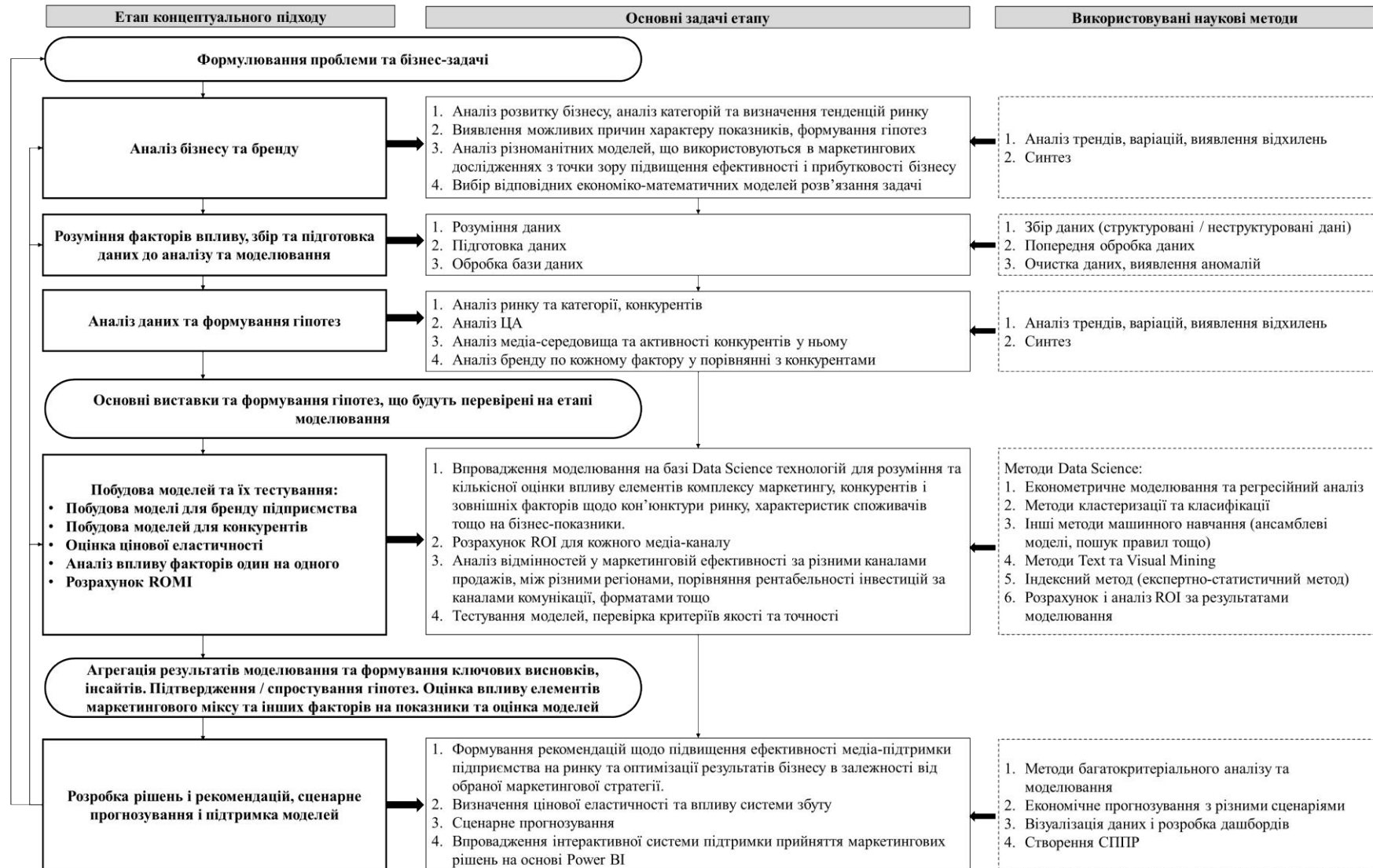


Рис. 2.1. Концептуальна схема запропонованого підходу до реалізації моделювання маркетингової діяльності на базі інструментів Data Science.

Джерело: складено автором.

Етап 1 – аналіз бізнесу та бренду. На даному етапі вкрай важливо зрозуміти всю специфіку бізнесу, всі процеси всередині підприємства, які в кінцевому підсумку впливають на формування цільової метрики. Варто максимально глибоко занурюватись у бізнес, особливості бренду та пропонованого на ринок продукту і до найдрібніших деталей розбирати всю воронку продажів, аби зрозуміти кожен етап на шляху формування цільової метрики та визначити всі можливі фактори впливу.

Відповідно до поставленої на етапі 1 мети можна сформувати ряд задач, що потребують вирішення:

- дослідити динаміку бізнес-показників (продажі, частка ринку, онлайн та офлайн трафіки, дзвінки, візити, зміни клієнтської бази тощо) з метою виявлення індикаторів, що формують цілі діяльності підприємства та / або є проблемними для майбутнього зростання бізнесу;
- дослідити шлях споживача, аби визначити потенційні фактори впливу на його поведінку, а також виявити причини втрати споживача на цьому шляху (наприклад, клієнт може не здійснити покупку через відсутність товару чи проблеми з обслуговуванням, з оформленням покупки на сайті тощо).

Для виконання поставлених задач передбачається аналіз часових рядів, аналіз трендів, варіацій та виявлення відхилень, а також використання таких наукових методів як логічне узагальнення та синтез для формування гіпотез щодо потенційних факторів впливу.

Етап 2 – дослідження та розуміння факторів впливу, збір та підготовка даних до аналізу та моделювання. На цьому етапі дуже важливо зрозуміти, які дані необхідні для побудови моделі, які з них доступні на стороні бізнесу, як вони формуються, що означають, за який період доступні і як збираються. Після цього необхідно заповнити бриф зі списком всіх необхідних даних з боку партнерів і з боку бізнесу та зрозуміти, де є прогалини, які учасники закривають спільно або самостійно.

Модель завжди будується під конкретне підприємство і при цьому джерелами найважливіших даних для цільових і впливових параметрів служать конфіденційні внутрішні дані бізнесу, дані маркетингових досліджень, а також власні дослідження, що проводяться командою аналітиків. Система внутрішньої звітності містить дані

щодо показників збуту, обсягів продажів, прибутку та витрат, а також інші внутрішні дані, зокрема планові показники цінової політики, розвитку дистрибуції тощо. Окрім того, у вигляді зовнішніх джерел інформації різноманітні дослідницькі компанії пропонують дані не лише щодо продукції підприємства, а і його конкурентів в певному сегменті ринку, наприклад компанія Nielsen [273] збирає дані з роздрібних магазинів для ринку FMCG, а компанія Proxima Research [274] обробляє та агрегує дані з найбільших аптечних мереж України для підприємств фармацевтичного ринку. Такі компанії надають дані по продажах в натуральному та грошовому вираженні, а також цінах і дистрибуції / пенетрації в розрізі кожної товарної позиції усіх конкуруючих підприємств певного сегменту товарів на ринку. Саме такі дані служать основою для більш комплексного дослідження як процесу розвитку бізнесу в цілому, так і окремих брендів підприємства, а також є необхідною складовою для проведення економіко-математичного моделювання, оскільки є можливість порівнювати фактори впливу і показники діяльності підприємства з його конкурентами.

Імплементация інструментів Data Science передбачає використання сховищ даних, організацію процесу їх збирання, а також застосування технологій очищення та обробки структурованих та неструктурованих даних, зокрема Big Data [142]. Так, зокрема, необхідно провести дослідження даних з метою виявлення аномалій, що може бути спричинене зокрема помилками вводу даних або збором суперечливих чи неоднозначних даних. Також, у випадку виявлення пропусків в даних, такі періоди / спостереження доречно виключити з аналізу або застосувати методи апроксимації з метою заповнення втрачених показників.

Після збору інформації про усі фактори впливу сформований масив даних проходить підготовку до етапу аналізу та моделювання. Враховуючи той факт, що різні дані можуть зберігатися в різному форматі (Excel таблиці, сховища даних, презентації Power Point, звіти Word тощо), для якісної обробки їх необхідно стандартизувати, тобто звести до єдиного формату. При зведенні даних з різних джерел інформації необхідно уніфікувати назви показників з метою їх коректної агрегації в єдину базу даних, яка в подальшому буде використана для моделювання. Загалом збір і підготовка даних - один з ключових кроків при роботі з Data Science,

який може займати 50-70% всього часу [270].

Етап 3 – аналіз даних та формування гіпотез. На даному етапі необхідно провести детальний аналіз ринку, його структури, динаміки позицій та продажів бренду, а також його конкурентів, провести аналіз ЦА, конкурентного оточення, активності гравців у різних каналах комунікації та проаналізувати позиції бренду по кожному елементу комплексу маркетингу відносно конкурентів. Таке дослідження дасть змогу сформулювати ключові висновки та гіпотези, які в подальшому будуть перевірятися через моделювання маркетингового комплексу, а також застосування інших методів Data Science (наприклад, кластеризації чи класифікації клієнтів).

Досягнення мети даного етапу передбачає вирішення ряду задач:

- проаналізувати попит у відповідній категорії (загальний рівень продажів усіх представлених на ринку продуктів чи послуг у визначеному сегменті ринку), його сезонності, а також динаміки продажів та частки ринку по кожному окремому бренду з метою виявлення факторів, що впливають на вибір споживача в той чи інший момент часу, розуміння того, на які бренди переключається споживач, а також, які конкуренти несуть загрозу для підприємства;
- дослідити соціально-демографічний профіль ЦА, її поведінкові характеристики, медіа-споживання, фактори вибору, а також визначити потенційні сегменти споживачів даного товару чи послуги;
- провести аналіз активності конкурентів по кожному каналу комунікації, дослідити динаміку SOV, формати проявів і структуру розміщення протягом року;
- проаналізувати конкурентні позиції бренду по ціні та дистрибуції відносно інших товарів на ринку, розрахувавши додатково динаміку цінового індексу, з метою сегментації конкурентів за ціноутворенням і доступністю для споживача, а також кількісного визначення їх впливу на наступних етапах за допомогою моделювання.

Для виконання окреслених задач передбачається аналіз часових рядів, аналіз трендів, варіацій та виявлення відхилень, а також використання таких наукових методів як логічне узагальнення та синтез для формування гіпотез, що будуть перевірені на етапі моделювання.

Етап 4 – побудова моделей та їх тестування. Це найбільш технічна частина

дослідження - безпосередньо етап моделювання, де особи, що приймають бізнес-рішення, відчують складнощі при розуміння усіх технічних деталей та аспектів, проте в такому випадку необхідно довіритись досвідченій команді дослідників (data scientists), аби вона забезпечила виконання всіх процесів на високому рівні.

Підготовка моделі - інтерактивний процес. В даному випадку доцільно завжди планувати зустрічі та обговорення питань і проміжних результатів з робочою групою, що складається з представників підприємства, адже вони знають категорію і продукт на найвищому рівні. Під час подібних обговорень завжди є можливість зрозуміти, які фактори необхідно додати в модель, що могло призвести до нез'ясованих змін в продажах чи інших показниках в певний період (товар був відсутній, були проблеми з виробництвом, у конкурентів були проблеми з ліцензією тощо) [270].

Для моделювання та аналізу його результатів використовують різноманітні програмні продукти, найбільш популярними з яких є аналітичні платформи для застосування методів Data Mining (наприклад, IBM SPSS Modeler, Loginom Studio, Deductor), Weka для вирішення задач кластеризації та класифікації, побудови асоціативних правил, E-Views для побудови регресійних моделей, Microsoft Power BI для візуалізації даних, побудови дашбордів та інтерактивної звітності, а також мови програмування Python та R, інтегрованої в середовище R-Studio, для здійснення аналізу даних, побудови різноманітних економіко-математичних моделей та реалізації методів Data Science тощо. Загалом даний етап є одним з найскладніших.

Залежно від поставлених бізнес-задач на даному етапі передбачається використання різних методів і моделей Data Science. Так, для визначення впливу комплексу маркетингу, активності конкурентів та інших факторів зовнішнього середовища щодо кон'юнктури ринку на бізнес-результати у вигляді продажів, частки ринку по продажах в натуральному чи вартісному вираженні, відвідуваності онлайн та офлайн-магазинів (трафіку в них), дзвінків у Call Center, залученості, лояльності клієнтів тощо передбачається побудова моделей маркетингового комплексу для кожного ключового бренду підприємства (за потреби для кожної окремої форми продукту), а також аналогічні моделі для конкурентів для пошуку додаткових рішень на основі успішних кейсів інших гравців. В даному випадку для вибору ключових брендів слід

опиратися на поточну прибутковість брендів та їх внесок у загальну дохідність бізнесу. На основі цього бренди слід проранжувати і саме для найбільш вагомих із них провести поглиблене дослідження за допомогою Data Science технологій. В більшості випадків мова йде про 3-7 брендів з активною маркетинговою підтримкою.

Центральну роль у методології моделювання маркетингового комплексу відіграє економетрична модель (регресійний аналіз) для кожного цільового показника. Це інструмент для оцінки впливу різних факторів на результативність бізнесу. Він може виокремити драйвери бренду (наприклад, медіа-активність, маркетингові фактори (дистрибуція, проникнення, зміни в мережі магазинів, цінова політика, цінові промо тощо), рекламна та торговельна активність конкурентів, макроекономічні зовнішні фактори (ВВП, інфляція, обмінний курс тощо), погодні умови тощо), кількісно оцінити їхні індивідуальні ефекти, порівняти їх та здійснити сценарне прогнозування.

Окрім того, на основі побудованих моделей проводять розрахунок цінової еластичності та визначення оптимального рівня цінового індексу, визначають та кількісно вимірюють вплив факторів один на одного, а також розраховують ROI в максимальній деталізації по періодах, форматах, каналах комунікації тощо.

Оцінка впливу медіа-факторів, порівняння такого впливу в розрізі каналів комунікації з точки зору прибутковості допомагають розробити рекомендації щодо маркетингової та медіа-стратегій, медіа-міксу, визначити пріоритети рекламних каналів для медіа-підтримки за рівнем медіа-тиску та розподілом медіа-бюджету і, як наслідок, збільшити рентабельність інвестицій у медіа/маркетинг.

Паралельно можуть застосовуватись моделі кластеризації та класифікації для вирішення задач мінімізації відтоку клієнтів та максимізації ефективності комунікації зі споживачем, вирішення задачі розробки скорингових моделей (на прикладі банківського сектору). В даному випадку передбачається використання таких методів, як самоорганізаційні карти Кохонена, k-means, g-means, метод опорних векторів, KNN, ШНМ [28, 128], дерева рішень [175], логістичні регресії, підходи ансамблювання (AdaBoost, XGBoost, Random Forest тощо) [56] та інші.

Окрім того, для вирішення задач маркетингу можуть бути використані також методи пошуку асоціативних правил для аналізу ринкового кошику та виявлення

комплементарних товарів, технології Text Mining для аналізу інформації про споживачів та їх відношення до підприємства в Інтернеті (дослідження Social Listening) [12, 42], а також технології обробки Big Data [59, 86, 108, 123, 134].

Паралельно з методами Data Science для досягнення поставлених завдань передбачається також використання загальнонаукових методів, зокрема порівняння, аби проаналізувати відмінності у факторах впливу, в ефективності маркетингу за різними каналами збуту, між різними регіонами, порівнювати рентабельність інвестицій (ROI) за каналами комунікації, яку розраховують безпосередньо на основі результатів моделювання, оскільки модель дає змогу визначити статистично-значимий вплив рекламної активності і оцифрувати його внесок у бізнес-результати.

На базі одержаної інформації здійснюють підтвердження чи спростування сформованих раніше гіпотез та формують висновки, які стануть основою для ефективних і дієвих управлінських маркетингових рішень.

Етап 5 – розробка рішень та рекомендацій, сценарне прогнозування та підтримка моделі. Постійна робота з моделлю і лежить в основі даного етапу. Це найцінніша частина моделювання, так як модель перетворюється в інструмент прийняття рішень. Модель оцінюють як з точки зору статистичної значущості (технічно, зокрема перевіривши її адекватність, точність, стійкість і надійність), так і з точки зору відповідності бізнес-результатам (практично), здійснюється сценарне прогнозування бізнес-показників при різних планах щодо елементів маркетингового комплексу та факторів ринкового середовища. Багатокритеріальний аналіз та сценарне прогнозування забезпечує основу для вибору ефективного і дієвого рішення щодо розподілу маркетингового бюджету між елементами маркетингового комплексу, продуктами підприємства загалом та зокрема по періодах протягом року, форматах та окремих маркетингових заходах тощо. Таким чином Data Science технології використовуються для формування рекомендацій, що сприятимуть підвищенню ефективності медіа-підтримки підприємства на ринку та зростанню бізнес-результатів залежно від обраної маркетингової стратегії в цілому.

Особливістю процесу моделювання є і те, що по його закінченні разом з результатами аналізу і рішеннями, які з нього випливають, може передаватись і сама

розроблена модель у вигляді програмного продукту з прозорим і зрозумілим інтерфейсом (зокрема у вигляді мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень (МСППР) на базі інтерактивних дашбордів на основі Power BI чи іншої платформи для візуалізації даних або у формі окремого програмного забезпечення для підтримки моделювання маркетингової діяльності на основі усіх доступних даних). У цьому випадку навчання і консалтинг по використанню продукту – невід’ємна складова процесу.

Концептуальна схема передбачає можливість гнучкої зміни порядку етапів, повернення на попередні кроки, коли виникає потреба у врахуванні додаткових даних, перевірці нових гіпотез тощо. Моделювання на основі інструментів Data Science має циклічний характер, оскільки процес пошуку рішень триває і після розгортання перших побудованих моделей. Основні знання та досвід попереднього циклу можуть створити нові, більш глибокі питання бізнесу, які позитивно впливають на майбутні результати [300].

Використовуючи математичні і статистичні методи аналізу, методологію машинного навчання та технології Data Science, робота з інформацією підприємства, з даними по медіа підтримці бренду, категорії та низкою зовнішніх факторів (соціальних, макроекономічних) дозволяє не лише прогнозувати результати, а й разом з представниками бізнесу планувати їх поетапне досягнення, включаючи раціональне залучення каналів комунікації і розподіл медіа-інвестицій, що забезпечує максимізацію ROMI. Щоб підвищити ефективність маркетингу, рекомендовано впроваджувати інструменти Data Science в щоденне управління брендом.

Ефективною концепцією впровадження та реалізації моделювання маркетингової діяльності на постійній основі є циклічний процес, який акумулює наступні етапи:

- отримання даних про продажі, поведінку споживачів, елементи комплексу маркетингу, фактори маркетингового середовища та формування єдиної бази даних;
- оновлення моделей, перевірка їх якості та відповідності поточній ситуації;
- оцінка ефективності раніше прийнятих рішень та аналіз поточних результатів, коригування за потреби налаштувань моделі або комплексу моделей залежно від

кількості та специфіки поставлених задач на етапі їх побудови;

- формування стратегічних та тактичних рекомендацій, покращення розподілу і рівня інвестицій з урахуванням KPIs бізнесу, перевірка виконання планів збуту, розрахунок сценарних прогнозів бізнес-показників на наступні періоди;

- впровадження медійних, маркетингових та бізнес-рішень.

У разі регулярної підтримки моделювання маркетингової діяльності підприємства потрібно визначити основні тактичні бізнес-завдання залежно від різних часових інтервалів (щотижня, щомісяця та щоквартально), які структуровано в табл. 2.1. В результаті цього триває безперервний процес удосконалення бізнесу та медійної активності для збільшення трафіку, продажів, товарообороту та прибутку, покращення позицій бренду на ринку та покращення ROMI за рахунок розробки та створення ефективних маркетингових та медійних рішень щодо стратегії розвитку бізнесу.

Таблиця 2.1

Завдання моделювання маркетингової діяльності на основі Data Science відповідно до часових інтервалів

| Щотижня | Щомісяця | Щоквартально |
|--|---|--|
| 1. Прогнозування KPIs бізнесу 2. Звітність та обмін інформацією 3. Швидке реагування на будь-які зміни та ризики для управління результатами бізнесу | 1. Контроль виконання планів продажів 2. Відстеження динаміки показників 3. Рекомендації на основі поточної ринкової ситуації | 1. Стратегія медіа-розміщення (медіа-мікс, період і тиск), маркетингова стратегія (ціна, дистрибуція), враховуючи мінімізацію витрат при досягненні цілей та максимізації ефективності 2. Оцінка та порівняння ефективності попередніх кампаній |

Джерело: складено автором.

Основними перевагами запропонованого концептуального підходу є те, що він забезпечує можливість комплексного дослідження процесу розвитку підприємства, його конкурентного оточення, дає змогу отримати надійні і достовірні оцінки значимого впливу низки факторів внутрішнього та зовнішнього середовища за рахунок побудови комплексу економіко-математичних моделей та застосування методів машинного навчання. Моделювання за допомогою Data Science технологій, спираючись на детальне пропрацювання сформованих гіпотез, є інтелектуальною основою для розробки дієвих і раціональних рішень щодо маркетингової діяльності

підприємства, ефективного використання маркетингових інвестицій, що забезпечує можливість підвищити якість стратегічного бізнес-планування.

Такий підхід до роботи вже зараз показав свою ефективність для ключових категорій ринку – FMCG [64], фармацевтичних підприємств [37, 38, 39], підприємств електронної комерції, роздрібною торгівлі [40, 67], телекомунікацій [41, 71] та банківського сектору [36]. Ефективність запропонованого підходу підтверджено результатами впровадження у маркетингову діяльність підприємств різних видів економічної діяльності, що продемонстровано в 3 та 4 розділах дослідження та підкріплено довідками про впровадження. Таким чином, запропоновано універсальний авторський підхід до організації процесу моделювання маркетингової діяльності в епоху маркетингу 5.0, що забезпечує пошук ефективних маркетингових рішень, які дають змогу підприємствам сформувавши ефективну бізнес-стратегію, раціоналізувати розподіл інвестицій та підвищити результати діяльності бізнесу.

2.3. Архітектура мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень

Імплементация в маркетингову діяльність підприємства МСППР передбачає, що такий процес є системним, а розроблена та впроваджена ІС має відображати актуальну інформацію про стан розвитку ринку та конкурентного оточення, а також про ефективність прийнятих раніше рішень. Окрім того, система має працювати в максимально автоматичному режимі, мінімізувавши залучення людини.

У сучасному світі з високою швидкістю змін конкурентного середовища значно зростає важливість ефективного управління брендом (бренд менеджменту) і зокрема формування дієвої маркетингової стратегії для нього. В основі процесу створення та управління брендом підприємства лежить ефективний продаж товару зацікавленій аудиторії. Основними складовими в цьому процесі є маркетингове дослідження, аналіз ринку, розробка маркетингової стратегії та організація рекламної діяльності. Бренд-менеджмент вимагає від підприємства вирішення важливих завдань, таких як пошук і отримання переваг на висококонкурентному ринку, формування портфельної стратегії, вибір ефективних каналів комунікації, каналів збуту продукції, цінової

політики, а також шляхів повного і правильного використання свого потенціалу, розподілу ресурсів для створення сприятливих умов для отримання прибутку.

Підтримка прийняття рішень в епоху маркетинг 5.0 нерозривно пов'язана з упровадженням новітніх інтелектуальних аналітичних технологій. Швидке зростання обсягів інформації потребує організації в процесі прийняття рішень її ефективної аналітичної обробки, що дозволяє виявити приховані в ній знання, ідеї, чинники, закономірності, можливості й загрози тощо. Такі завдання можливо розв'язати за модельної підтримки, що ґрунтується на інтелектуальному аналізі даних та побудованих на його основі інтелектуальних системах [305]. Важливим кроком інтеграції інструментів Data Science для обґрунтування маркетингової стратегії та ефективної маркетингової діяльності з метою управління брендом є реалізація МСППР з інтеграцією як наперед накопичених знань, так і одержаних у процесі [234] на основі математичного моделювання за допомогою Data Science технологій.

Розробка та запуск такої системи управління брендом, загальна функціональна структура якої може мати вигляд як в табл. 2.2., забезпечить можливість доступу до оперативної інформації про показники бізнесу, дасть змогу знаходити приховані знання через використання інструментів візуалізації результатів розроблених моделей маркетингового комплексу на основі технологій Data Science. Моделювання в цій структурі виступає як забезпечуюча підсистема всіх функціональних модулів. Акумуляція внутрішніх даних підприємства, даних по конкурентному оточенню, їх інтеграція та виявлення моделями нових знань формує перехід маркетингу на ефективне прийняття обґрунтованих управлінських рішень за допомогою сучасної дієвої системи їх підтримки, орієнтованої на дані та моделі. Особа, що приймає рішення, може отримати корисні інсайти щодо вирішення основних задач управління брендом та формування його маркетингової стратегії.

Маючи за мету сприяння підтримці прийняття стратегічних та тактичних маркетингових рішень, запропонована система має виконувати наступні функції:

1. Визначати ефективний медіа-мікс рекламної кампанії (розподіл інвестицій між каналами комунікації), враховуючи накопичену інформацію про активність конкурентів, підкріплену її впливом на продажі та інші бізнес-показники, а також

тенденціями ринку, зокрема щодо медіа-споживання ЦА.

2. Визначати ефективний медійний тиск у кожному каналі комунікації за певних умов ринкової кон'юнктури та необхідний обсяг активності для досягнення цілей підприємства.

3. Визначати оптимальний рівень ціни відповідно до цін конкурентів та цінової еластичності продажів.

4. Вміти аналізувати поточну кон'юнктуру ринку, рівень конкурентного оточення та стратегії окремих конкурентів, що може вплинути на структуру ринку, а також визначати стратегічні вектори конкурентів з метою врахування потенційних ризиків та можливостей для підприємства в майбутньому.

5. Вміти реалізовувати задачі сегментації клієнтів та вирішення задач класифікації щодо підвищення ефективності рекламних розсилок по клієнтській базі (мінімізації розсилок на клієнтів, які на них не відреагують) та мінімізації відтоку споживачів з бази клієнтів, якщо є така потреба.

6. Вміти пріоритезувати бренди в портфелі підприємства щодо їх майбутньої маркетингової підтримки та розвитку, використовуючи внутрішню інформацію про продажі, маржинальність продуктів тощо та зовнішню інформацію щодо ринкової структури, динаміки попиту і т. д., з метою виявлення закономірностей та ефективного розподілу маркетингового бюджету між різними брендами [43].

Таблиця 2.2

Функціональна структура МСППР для управління брендом

| Бізнес-огляд | Медіа-огляд | Стратегічні та тактичні рішення |
|--|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> • Динаміка ринку і брендів • Аналіз структури ринку • Аналіз продажів в залежності від рекламної активності • Регіональний аналіз | <ul style="list-style-type: none"> • TV • Digital • ООН • Радіо, Преса | <ul style="list-style-type: none"> • Маркетингова стратегія, в т. ч. політика ціноутворення (формування конкурентних цін), стратегія збуту • Портфельна стратегія |
| Моделювання | | |
| <ul style="list-style-type: none"> • Реалізація математичного моделювання за допомогою Data Science технологій • Цінова еластичність • Сценарне прогнозування | <ul style="list-style-type: none"> • ROI по медіа-каналах та брендах • Сезонний ROI • Media Boost по брендах • Класифікація, кластеризація клієнтів | |

Джерело: складено автором.

Враховуючи сформовані вимоги, передбачається, що запропонована МСППР буде мультиагентною. Мультиагентна інформаційна система (МАІС) – це мережева структура, множина об'єктів у вигляді агентів (когнітивних, реактивних, гібридних), які є незалежними, але здатними взаємодіяти, аби спільно розв'язувати поставлені задачі [253; 304]. МАІС передбачають колективну взаємодію програмних модулів, що забезпечує можливість паралельного виконання операцій. В такому випадку кожен функціональний модуль перетворюється в агента, який працює автономно і взаємодіє з іншими модулями (агентами) шляхом передачі повідомлень через мережу [305]. Агенти МАІС - це обчислювальні системи, що «автономно діють у складному динамічному середовищі з метою реалізації цілей, для яких їх спроектовано» [306]. Така концепція сприяє досягненню ефективності вирішення поставлених задач через їх декомпозицію на підзадачі, кожна з яких делегується на визначеного агента та підтримується даними. МАІС можна розглядати як комплекс підсистем, в кожній з яких постійно взаємодіє низка простих і обов'язково інтелектуальних агентів. Відповідно до цього, усіх агентів системи можна розбити на декілька груп: агенти збору даних, моніторингу, моделювання та пошуку рішень [305].

Рис. 2.2 містить схематичне зображення архітектури запропонованої мультиагентної МСППР із базовим набором можливостей щодо управління брендом. Варто зазначити, що в результаті для ефективної підтримки усіх процесів прийняття маркетингових рішень необхідні 2 реактивних агенти для збору та обробки даних та 7 реактивних агентів для моделювання, що відповідають за пошук рішень щодо різних задач, і 3 бази даних, що містять інформацію про медійну активність, клієнтів, продажі. Використання методів інтелектуального аналізу даних за допомогою Data Science технологій формує основу функціонування запропонованих агентів, оскільки моделі, які забезпечують їх роботу, сприяють пошуку обґрунтованих на даних рішень щодо різних аспектів стратегії діяльності бізнесу, підвищуючи якість планування. При цьому передбачається можливість участі фахівця для якісної інтерпретації результатів роботи агентів та внесення за потреби коригуючих дій в їх роботу з метою вдосконалення результатів моделювання. Нижче пропонуємо більш детальний аналіз модулів запропонованої архітектури та функцій кожного із них.

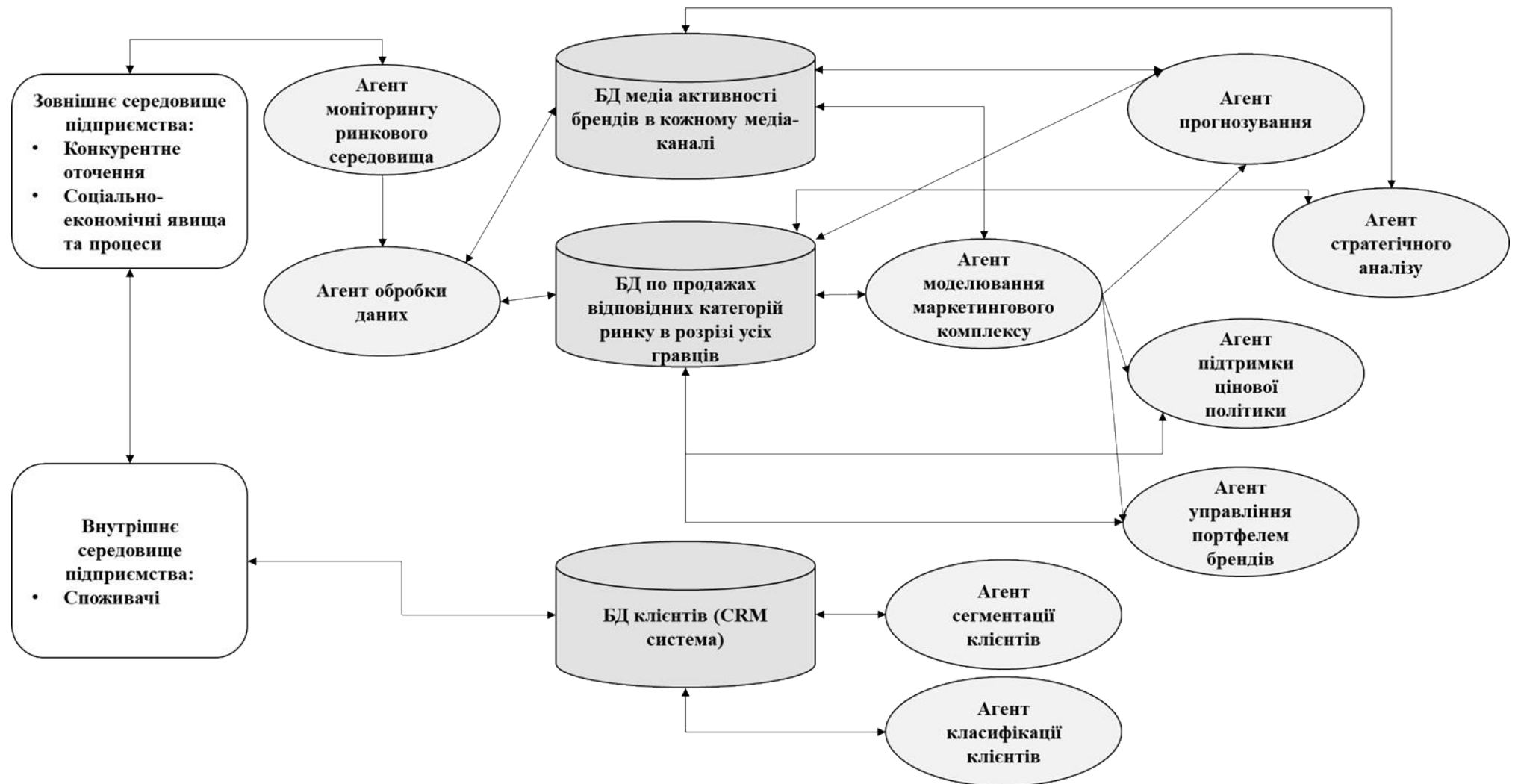


Рис. 2.2. Взаємозв'язки між модулями мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень.

Джерело: складено автором.

Зовнішнє середовище підприємства – це складна і динамічнозмінювана система взаємозв'язків підприємства, конкурентів, потенційних споживачів та інших факторів, що прямо чи опосередковано впливають на діяльність підприємства чи на ринковий попит на товари або послуги. Всеохоплююче та детально описати всі фактори впливу на підприємство неможливо через їх величезну кількість, проте ключовими із них є ринкова активність конкурентів (зокрема їх рекламна та збутова активність), відносини із потенційними споживачами, а також соціально-економічні зміни такі як війни, економічні та політичні кризи.

Агент моніторингу здійснює автоматичний збір даних із відкритих, а також із закритих джерел інформації, попередньо активувавши платний доступ до них. Серед ключових даних, які збирає агент моніторингу, є медійна активність усіх брендів у розрізі ключових каналів комунікації (TV, Інтернет, радіо, зовнішня реклама та преса), дані щодо продажів у натуральному та грошовому вираженні усіх брендів певної ринкової категорії тощо. Така інформація створить можливість для інших агентів та системи загалом здійснити аналіз та сформувані висновки про тенденції розвитку ринку, ефективність маркетингового комплексу та діяльність конкурентів.

Агент обробки даних. Оскільки частина інформації, яку збирає агент моніторингу, представляється у неструктурованому вигляді (виключенням є попередньо підготовлені звіти та бази даних, які продають на ринок підприємства, що займаються маркетинговими дослідженнями, такі як Nielsen Ukraine [273], Proxima Research [274], GFK [271], Kantar [272]), її необхідно розшифрувати за допомогою ПЗ на базі штучного інтелекту, яке передбачає можливість обробки людської мови (NLP), зокрема аналіз тональності текстів [214], який актуальний при дослідженні відгуків про бренд чи підприємство в мережі Інтернет.

База даних по продажах містить структуровану детальну інформацію про динаміку продажів товарів у натуральному та вартісному вираженні, ціни на усі бренди, що представлені в певній ринковій категорії, а також показники рівня дистрибуції. Такі дані є безпосередньо відображенням ринкових тенденцій, структури ринку та є ключовим індикатором розвитку брендів підприємства на ринку (динаміка продажів, частка ринку тощо). Зібрана інформація є найважливішою,

оскільки є необхідною основою для побудови власних моделей маркетингового комплексу, оцінки реакції споживачів та ринку на здійснені маркетингові заходи, тому, як результат, сприяє визначенню ефективної стратегії на основі діяльності конкурентів та розуміння ROMI кожного елементу маркетингового комплексу.

База даних з даними по медіа активності брендів в кожному каналі комунікації - це сховище для структурованих даних щодо динаміки проявів бренду на TV (в цільових рейтингах - TRPs), в Інтернеті (в показах), в зовнішній рекламі, в пресі та на радіо (у виходах). Така інформація є основою для аналізу рівня конкурентного оточення бренду та буде використовуватись при проведенні моделювання ключових показників розвитку бізнесу.

Внутрішнє середовище підприємства – це суб'єкти, які мають безпосередній вплив на діяльність підприємства та взаємодіють із ним. Варто зазначити, що взаємозв'язок зовнішнього та внутрішнього середовищ відбувається через маркетингову діяльність. Так, частина потенційних споживачів стає реальними завдяки реалізації стратегічних і тактичних дій маркетингової команди підприємства щодо розширення ринку, рекламної активності, розвитку системи збуту тощо.

База даних клієнтів (з CRM системи) містить актуальні та історичні дані про клієнтів у структурованому вигляді, зокрема детальну історію покупок (товари, частота, витрачена сума тощо), історію взаємодії підприємства та їх клієнта, особисту інформація тощо. Наповнення бази регламентовано згодою клієнтів на збір та обробку персональних даних, етичними переконаннями, законодавством і технічними можливостями підприємства.

Клієнтоорієнтованість є різноманітною, багатогранною концепцією та важливим елементом маркетингової функції підприємства [102], тому актуальним є впровадження агентів для сегментації та класифікації клієнтів за допомогою методів Data Science, зокрема алгоритмів машинного навчання.

Агент сегментації клієнтів реалізовує методи інтелектуального аналізу даних та виділяє групи споживачів на основі сформованого або автоматично обраного переліку персональних характеристик і ознак клієнтів. Основне припущення і мета сегментації полягає в тому, що для різних сегментів споживачів має розроблятися

окрема продуктова пропозиція та відповідна маркетингова комунікація. Сегментація клієнтів має актуалізуватись на регулярній основі, особливо в періоди різких змін споживчої поведінки.

Агент класифікації клієнтів реалізовує методи класифікації на основі бази даних споживачів з метою виявлення основних ознак клієнтів, які залежно від мети класифікації мають, наприклад, вищий ризик відмовитись від послуг підприємства (ризик відтоку) або різну ймовірність позитивної реакції на рекламні розсилки. Застосування даного агента сприятиме виявленню найбільш цінних груп клієнтів і подальшій розробці відповідних маркетингових заходів. Як і сегментація клієнтів, методи класифікації теж мають застосовуватись на регулярній основі для підтримки їх актуальності ринкової ситуації.

Агент моделювання маркетингового комплексу (ММК) здійснює побудову моделей для доступних цільових показників діяльності бізнесу (продажі, частка ринку, трафік тощо) та визначає ефективний медіа-мікс рекламної кампанії (розподіл інвестицій між каналами комунікації), ефективний медійний тиск у кожному медіа-каналі за певних умов ринкової кон'юнктури та у відповідності до цілей підприємства, враховуючи інформацію про вплив кожного із них на зростання бізнесу. Агент на основі економіко-математичних моделей та методів машинного навчання генерує набір рекомендацій та встановлює стратегію формування ефективного маркетингового комплексу, а також на постійній основі оновлює моделі та актуалізує маркетингову стратегію при кожному отриманні нових даних і знань [43].

Агент підтримки цінової політики отримує інформацію від агента ММК про цінову еластичність продажів та визначає оптимальний рівень цінового індексу, враховуючи поточну динаміку цін конкурентів та їх очікувану динаміку в майбутньому.

Якщо говорити про ціну, то певний рівень підвищення цін може призводити до падіння продажів в натуральному вираженні, проте генерувати додатковий рівень прибутку у випадку, коли підвищення ціни компенсує скорочення продажів у натуральному обсязі і навпаки – значне підвищення цін на товар може призвести до суттєвого падіння продажів в натуральних обсягах і доходи підприємства значно скоротяться. Відповідно існує потенціал до оптимізації залежно від цінової

еластичності продажів і частки ринку в грошах та в натуральному вираженні [250]. Залежно від цілей бізнесу – збільшення частки ринку в грошах (збільшення прибутку) чи збільшення частки ринку в натуральних обсягах (збільшення проникнення бренду серед споживачів) рекомендації по ціновій політиці будуть принципово різними і кардинально відрізнятимуться [292].

На основі побудованих економетричних моделей маркетингового комплексу для бренду можна вивести криві залежності частки ринку в грошах (у вартісному вираженні) та частки ринку в натуральних обсягах залежно від рівня цінового індексу, оскільки коефіцієнти моделей при ціновому індексу вказують на те, як зміниться частка ринку при підвищенні індексу ціни на 1 одиницю (характер зв'язку – лінійний у випадку побудови лінійної регресії чи нелінійний - в іншому).

Частка ринку по продажах в грошах і частка ринку в натуральному вираженні при цьому пов'язані через ціновий індекс: вартісна частка ринку – це частка ринку в натуральному обсязі, помножена на індекс цін, тобто $Value MS = Volume MS * Price index$. За рахунок того, що темп зміни частки ринку в натуральному вираженні (лінійний чи нелінійний) не співпадає з темпом зміни цінового індексу (лінійний, проте з іншим темпом зростання), виникає нелінійна залежність між ціновим індексом та часткою ринку в грошовому вираженні, що призводить до наявності зони оптимізації залежно від цілей бізнесу [37].

Приклад аналізу цінової еластичності та формування рекомендацій щодо оптимального цінового індексу представлено на рис. 2.3. Залежно від цілей бізнесу така методологія перетворюється на гнучкий інструмент для планування цінової політики, оскільки можливе формування рекомендації щодо рівня цін для досягнення цілей як по частці ринку у вартісному, так і в натуральному вираженні.

Агент прогнозування отримує від агента ММК інформацію про вплив кожного фактору на ключовий бізнес-показник і на основі отримання інформації про планові показники елементів маркетингового комплексу реалізовує сценарне прогнозування, розраховуючи для кожного сценарію загальний рівень продажів, частку ринку по продажах в грошах та в натуральному вираженні, трафік чи інший показник, а також очікувану віддачу від запланованих маркетингових інвестицій. На основі отриманих

прогнозів спеціалісти з маркетингового планування прийматимуть рішення про найбільш ефективну стратегію відповідно до поставлених цілей.

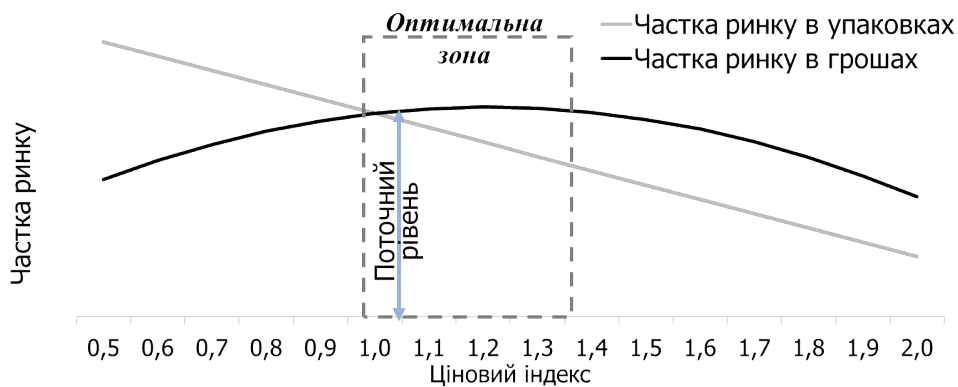


Рис. 2.3. Приклад оптимального рівня цінового індексу з точки зору зростання частки ринку в грошах.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Управління портфелем брендів підприємства є однією з ключових задач маркетингової діяльності будь-якого бізнесу. Як було показано у параграфі 2.1, стратегія розвитку портфеля брендів і ефективні рішення щодо нього роблять значний внесок у ефективність маркетингу, тому покращення управління портфелем є важливим напрямком для загального успіху підприємства.

Не дивлячись на науковий доробок вчених, які надають класифікацію брендів у портфелі [189] та доводять, що розширення портфелю продуктів і брендів є ефективними маркетинговими стратегіями для задоволення потреб клієнтів і створення конкурентних переваг на ринку [113], існує необхідність обґрунтування маркетингових витрат на весь портфель брендів та їх правильного розподілу між продуктами. Застосування підходу на основі Data Science створює основу для обґрунтованого на даних планування маркетингової діяльності для всього портфелю підприємства.

Агент управління портфелем брендів отримує інформацію від агента ММК про ROI кожного бренду, а також визначає ємність ринку та потенціал попиту на основі бази даних по продажах категорії. Обробляючи таку інформацію, агент визначає пріоритетність брендів в портфелі підприємства та є основою для розподілу загального маркетингового бюджету між найбільш пріоритетними брендами. Загальний процес формування ефективної портфельної стратегії передбачає покроковий аналіз та моделювання, як показано на рис. 2.4.

ММК – це інструмент для оцінки рентабельності медіа-інвестицій (ROMI) шляхом розрахунку рівня продажів, згенерованих медіа-активністю в кожному каналі комунікації, та порівняння його з рівнем медіа-інвестицій, відповідно. На другому кроці описаного процесу передбачається розрахунок показнику *Media Boost* за формулою (2.1), який у авторському трактуванні вказує на частку продажів, отримання яких забезпечене медіа-активністю, тобто показує вклад медіа в продажі у відсотках. Після конвертації такого показника в обсяг продажів у грошовому вираженні та порівняння з реалізованими медіа-інвестиціями за допомогою рівнянь (2.2)-(2.4), існує можливість визначити пріоритети брендів у портфелі відповідно до їхньої загальної медіа-продуктивності, визначеної ROMI. Крім того, розуміння ефективності кожного комунікаційного каналу дає змогу сформулювати ефективну медіа-стратегію для кожного бренду з урахуванням конкурентного середовища. Впровадження методів Data Science дозволяє збільшити загальний прибуток від усіх брендів у портфелі підприємства.

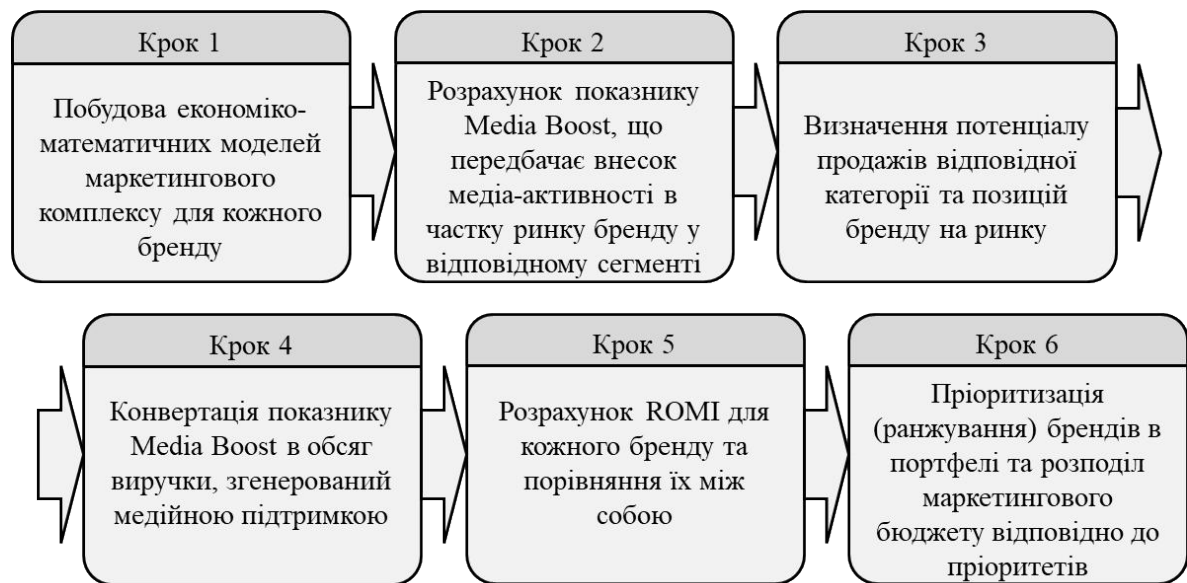


Рис. 2.4. Послідовність реалізації запропонованого підходу до формування ефективної портфельної стратегії.

Джерело: складено автором.

$$\text{Media Boost} = \text{Продажі з медіа в упаковках} / \text{Загальні продажі бренду} \quad (2.1)$$

$$\text{ROMI general} = \text{Продажі з медіа в гривнях} / \text{Загальні медіа інвестиції} \quad (2.2)$$

$$\text{ROMI TV} = \text{Продажі від TV в гривнях} / \text{Медіа інвестиції в TV} \quad (2.3)$$

$$\text{ROMI Digital} = \text{Продажі від Digital в гривнях} / \text{Інвестиції в Digital} \quad (2.4)$$

Агент стратегічного аналізу використовує дані з баз даних по медіа-активності та з бази даних по продажах, аби визначити конкурентний рівень медійного тиску (досягнути помітності бренду на фоні конкурентів в кожному медіа-каналі), а також визначити стратегічні фокуси на основі аналізу взаємозв'язку між показниками частки голосу в ефірі (SOV) та частки ринку (SOM – Share of market). Для досягнення зростання SOM необхідно, аби SOV був більший за SOM, і навпаки, якщо $SOV < SOM$, то бренд буде втрачати позиції. Проте залежно від категорії та ринкового сегменту існує різна кореляція між SOV та SOM, тому необхідною задачею є побудова моделі впливу SOV на SOM (рис. 2.5) на основі даних усіх брендів категорії за декілька років і визначення на основі неї необхідного ефективного SOV (ESOV) для досягнення цілей бізнесу. Окрім цього задачею агента є розрахунок показнику *Media Rating*, який у авторському трактуванні співвідносить зміну за певний період SOV та SOM, враховуючи при цьому позиції бренду:

$$Media\ Rating = \frac{\Delta SOM}{\Delta SOV} * \frac{SOM}{average(SOM\ in\ the\ category)}$$

Завдяки тому, що різні функції у запропонованій мультиагентній МСППР розподілені між реактивними агентами, то більшість із них можуть працювати автономно та асинхронно. Взаємодія між агентами дозволяє підтримувати актуальність системи та швидко адаптуватись під зміни маркетингового середовища.

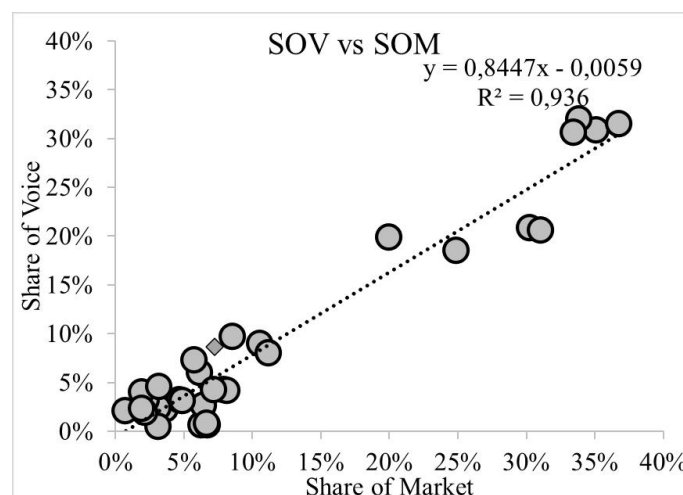


Рис. 2.5. Модель SOV~SOM для визначення необхідного рівня SOV бренду.

Джерело: побудовано автором на основі даних FMCG підприємства.

Таблиця 2.3 містить опис зв'язків та інформації, що передається між елементами мультиагентної МСППР. Практична реалізація запропонованої архітектури МСППР

для управління маркетингом бренду може бути представлена або через формування низки інформаційних панелей (найпростіший варіант), або через розробку інтерактивних механізмів, які дозволять компетентним особам, що приймають маркетингові рішення, взаємодіяти із системою, змінюючи планові показники елементів маркетингового комплексу, фактори маркетингового середовища та мати можливість змінювати параметри побудованих моделей. В розділах 3 та 4 передбачено розробку модулів запропонованої МСППР на прикладі інтерактивних дашбордів через інструменти MS Power BI для підприємств різних видів економічної діяльності, що в кінцевому підсумку забезпечить суттєве зростання ROMI.

Слід зазначити, що конкретна прикладна мультиагентна МСППР не обов'язково повинна містити усі описані вище компоненти, оскільки в даному випадку запропоновано опис максимально широкого варіанту наповнення системи, а на практиці ж певні вузли можуть бути замінені вже готовими рішеннями. Наприклад, агенти моніторингу можна замінити на системи Proxima Research [274], Nielsen [273], GfK [271] чи ін. Перед початком процесу побудови мультиагентної системи варто оцінити, наскільки корисною у тому чи іншому вигляді буде кожен окремий компонент, враховуючи витрати на її реалізацію та очікуване підвищенням якості прийняття рішень за допомогою системи.

Таблиця 2.3

Зв'язки між елементами мультиагентної МСППР для управління брендом

| Вихідний вузол | Вхідний вузол | Зв'язок та інформація, що передається |
|-----------------------------------|-----------------------------------|--|
| Внутрішнє середовище підприємства | Зовнішнє середовище підприємства | Підприємство залучає нових споживачів через здійснення маркетингових заходів та розширення позицій на ринку |
| Зовнішнє середовище підприємства | Внутрішнє середовище підприємства | Розширення клієнтської бази, залучення нових споживачів |
| Зовнішнє середовище підприємства | Агент моніторингу | Інформація про ринок і активність гравців на ньому у вигляді структурованих (бази даних, аналітичні звіти тощо) і неструктурованих даних |
| Агент моніторингу | Зовнішнє середовище підприємства | Збір даних з різноманітних джерел інформації про розвиток ринку та активність суб'єктів на ньому |

Продовження табл. 2.3

| Вихідний вузол | Вхідний вузол | Зв'язок та інформація, що передається |
|---|---|---|
| Агент моніторингу | Агент обробки даних | Передача структурованих та неструктурованих даних |
| Агент обробки даних | База даних медіа активності | Структуровані дані щодо медіа активності брендів в кожному каналі комунікації |
| Агент обробки даних | База даних по продажах | Структуровані дані щодо продажів в натуральному та вартісному вираженні, а також цін на усі продукти кожного бренду в категорії |
| База даних медіа активності | Агент обробки даних | Запит на агреговані структуровані дані з метою навчання моделей та встановлення зв'язків між активністю та бізнес-результатами |
| База даних по продажах | Агент обробки даних | |
| База даних клієнтів | Внутрішнє середовище підприємства | Запит на дані щодо клієнтів (збір і обробка даних, які залишаються клієнтами, а також накопичуються в CRM системі) |
| Внутрішнє середовище підприємства | База даних клієнтів | Структуровані дані щодо клієнтів, історії їх взаємодії з підприємством |
| Агент сегментації / класифікації клієнтів | База даних клієнтів | Запит на інформацію про нових клієнтів та оновлення інформації про старих |
| База даних клієнтів | Агент сегментації / класифікації клієнтів | Дані про клієнтів та відповідні їм показники |
| База даних по медіа активності | Агент ММК / прогнозування / стратегічного аналізу | Структуровані дані щодо медіа активності брендів в кожному каналі комунікації |
| Агент ММК / прогнозування / стратегічного аналізу | База даних по медіа активності | Запит на агреговані структуровані дані з метою навчання моделей та встановлення зв'язків між активністю та бізнес-результатами |
| Агент ММК / прогнозування / стратегічного аналізу / управління портфелем брендів / підтримки цінової політики | База даних по продажах | Запит на агреговані структуровані дані з метою навчання моделей та встановлення зв'язків між активністю та бізнес-результатами |

Продовження табл. 2.3

| Вихідний вузол | Вхідний вузол | Зв'язок та інформація, що передається |
|------------------------|--|--|
| База даних по продажах | Агент стратегічного аналізу / управління портфелем брендів | Структуровані дані щодо продажів в натуральному та вартісному вираженні на усі продукти кожного бренду в категорії |
| База даних по продажах | Агент ММК / прогнозування / підтримки цінової політики | Структуровані дані щодо продажів в натуральному та вартісному вираженні, рівня дистрибуції, а також цін на усі продукти кожного бренду в категорії |
| Агент ММК | Агент управління портфелем брендів | Передача інформації з оновлених моделей маркетингового комплексу щодо ROI кожного бренду в портфелі для пріоритезації розподілу маркетингового бюджету між брендами |
| Агент ММК | Агент підтримки цінової політики | Передача інформації з оновлених моделей маркетингового комплексу щодо цінової еластичності для розрахунку оптимального значення цінового індексу |
| Агент ММК | Агент прогнозування | Передача інформації з оновлених моделей маркетингового комплексу щодо впливу елементів маркетингового міксу та інших показників на бізнес-результати для здійснення сценарного прогнозування |

Джерело: складено автором.

Отже, для побудови МСППР на підприємстві доцільно застосувати мультиагентну архітектуру, що дасть змогу підвищити ефективність її функціонування. Поєднання агентних технологій та інтелектуального аналізу даних за допомогою методології Data Science дає потужний синергетичний ефект. З одного боку, використання методів інтелектуального аналізу даних дає змогу значно посилити потужність агентів, а, з іншого боку, агенти забезпечують ефективність процесу моделювання (автономне виконання, скорочення витрат трудових ресурсів і часу тощо) [305]. Проте, аби мінімізувати негативні впливи при моделюванні складних ситуацій, перспективним напрямком розглядається спільна робота спеціаліста і МСППР в інтерактивному доопрацюванні моделей і рішень на основі них, що потребує передбачення можливості внесення координаційних заходів в межах функціональних елементів системи.

Основними перевагами запропонованої мультиагентної МСППР є гнучкість, швидкість та оперативність, адаптивність до умов зовнішнього середовища, значний потенціал до легкої інтеграції і взаємодії з іншими ІС тощо [306]. Така система підтримки прийняття маркетингових рішень за рахунок моделювання та використання агентних технологій сприяє ефективному вирішенню низки задач маркетингової діяльності щодо формування комплексу маркетингу та медіа-міксу, оптимізації індексу цін, покращення розподілу маркетингового бюджету на портфель брендів та прогнозування ключових бізнес-показників. Практичне вирішення цих задач буде продемонстровано в наступних розділах.

Моделювання маркетингової діяльності через реалізацію Data Science технологій та імплементацію запропонованих вище підходів здійснено в третьому та четвертому розділах на прикладі підприємств різних ринкових категорій.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

1. Систематизація наукового доробку вчених, генезису моделей та застосування Data Science технологій в маркетингу продемонструвала різноплановість та багатоаспектність задач маркетингової діяльності, вирішення яких може бути вдосконалене за рахунок побудови та впровадження відповідних проблемі різноманітних методів, моделей та технологій інтелектуального аналізу даних, а саме моделей маркетингового комплексу, поведінки споживача, визначення впливу рекламної активності та медіа-міксу, прогнозування, формування портфельної стратегії, а також методів машинного навчання для вирішення задач кластеризації та класифікації, зокрема для моделювання відтоку клієнтів.

2. Запропоновано авторський концептуальний підхід до впровадження на підприємстві Data Science технологій як ключових інструментів підтримки математичного моделювання для вирішення задач маркетингу. Підхід передбачає 5 етапів: аналіз бізнесу та бренду; дослідження та розуміння факторів впливу, збір та підготовка даних; аналіз даних та формування гіпотез; побудова моделей та їх тестування; розробка рішень та рекомендацій, сценарне прогнозування та підтримка моделі. Визначено необхідні методи аналізу та моделювання на кожному етапі

процесу, основною ціллю якого є дослідження факторів впливу на маркетингову діяльність підприємства за допомогою моделей та методів Data Science для пошуку прихованих знань в даних, розробці ефективних і дієвих управлінських рішень щодо бізнес-стратегії та підвищення результатів діяльності бізнесу.

3. Основними перевагами запропонованого концептуального підходу є те, що він пропонує гнучку модель комплексного дослідження, окреслює набір необхідних методів та інструментів Data Science на кожному з етапів. Підхід забезпечує можливість глибокого дослідження процесу розвитку підприємства, його конкурентного оточення, дає змогу оцінити значимий вплив низки факторів внутрішнього та зовнішнього середовища за рахунок побудови комплексу економіко-математичних моделей та застосування методів машинного навчання. Моделювання на основі Data Science технологій посідає центральне місце в запропонованому концептуальному підході. Спираючись на детальне опрацювання сформованих гіпотез, моделювання виступає інтелектуальною основою для розробки дієвих і раціональних стратегічних рішень щодо маркетингової діяльності підприємства, ефективного розподілу маркетингового бюджету між елементами маркетингового комплексу, продуктами підприємства загалом та по періодах протягом року, форматах та окремих маркетингових заходах.

4. Запропоновано архітектуру мультиагентної МСППР, яка надає особам, які приймають рішення, набір інструментів для обґрунтування маркетингових рішень щодо управління брендом. Функціонал СППР базується на Data Science та об'єднує інформацію щодо факторів ринкового середовища, бізнес-показників, а також результати розроблених моделей в межах запропонованих агентів (ММК, підтримки цінової політики, управління портфелем брендів, стратегічного аналізу, сегментації клієнтів, класифікації клієнтів і прогнозування). Реалізація такої системи дозволяє гнучко підтримувати основні процеси прийняття стратегічних рішень, підкріплених даними, і вирішувати низку завдань щодо формування комплексу маркетингу та медіа-міксу, оптимізації індексу цін, покращення розподілу бюджету на портфель брендів та прогнозування ключових показників при формуванні бізнес-стратегії. МСППР є частиною інтелектуальної системи планування маркетингової діяльності.

5. Запропоновано методологію побудови економіко-математичних моделей на

основі інструментів Data Science, що дають змогу вдосконалити різноманітні аспекти маркетингової діяльності, зокрема формування ефективної маркетингової стратегії загалом та окремих її елементів. В межах методології розроблено підхід до формування ефективної портфельної стратегії на основі ММК, розрахунку Media Boost та ROMI, що дає можливість ранжувати бренди в портфелі та максимізувати ефективність від розподілу інвестицій. Удосконалено підходи до формування оптимальної цінової політики з точки зору максимізації продажів у натуральному чи грошовому вираженні через визначення впливу індексу ціни на частки ринку в грошах та в натуральних обсягах, де виникає нелінійна залежність, а також до визначення ефективного SOV в медіа, зокрема удосконалено підхід «ESOV» та «SOM vs SOV», який передбачає побудову моделі впливу SOV на SOM.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [36, 37, 38, 39, 40, 41, 43, 64, 67, 68, 69, 71, 291, 292, 293, 303].

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ МАРКЕТИНГОВОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ ДЛЯ МАКСИМІЗАЦІЇ ПРОДАЖІВ

3.1. Комплексне моделювання маркетингового міксу для фармацевтичних підприємств

Контекст. Фармацевтична галузь є однією з найбільш швидкозростаючих в Україні. Так, за підсумками 9 міс. 2019 р. обсяг роздрібної реалізації лікарських засобів склав 74,3 млрд грн. і 1,25 млрд упаковок. Динаміка демонструє, що ринок продовжує розвиватися двозначними темпами приросту в грошовому вираженні (+16% у 2019), що за прогнозами буде тривати і далі, але у той же час в натуральному вираженні фіксується зниження на рівні 3-4% [245].

Індикатори динаміки розвитку ринку лікарських засобів в грошовому вираженні демонструють, що ринок розвивався переважно за рахунок підвищення цін, про що свідчить високий показник інфляційної складової (8-12%), і за рахунок перерозподілу (заміщення) споживання в бік більш дорогих препаратів (до 20%). Середньозважена вартість 1 упаковки за 9 міс. 2019 р. підвищилася на 19-20% [245]. У той же час, інфляція на фармацевтичному ринку нижча, ніж в багатьох інших категоріях [276].

Розвиток ринку повністю залежить від споживача і його добробуту, оскільки участь держави в забезпеченні населення лікарськими засобами незначна. В останні роки фіксується зростання як заробітної плати, так і доходів населення: приріст реальних доходів та заробітної плати склав 7-8%, а номінальних - 17% [276, 278].

Фармацевтичний ринок є висококонкурентним, і в боротьбі за споживача підприємства змушені активно просувати свої бренди через промоцію та рекламу. Реклама є основним способом комунікації виробників з кінцевим споживачем. Ключові канали для реклами фармацевтичної продукції - TV, Інтернет, радіо та преса [246].

Фармацевти - один з ключових рекламодавців на TV, адже вони займають частку більше 30%. За підсумками 9 міс. 2019 р. загальний обсяг інвестицій фармацевтичних підприємств в TV-рекламу склав близько 2,1 млрд грн., збільшившись на 28% [277].

Ефективність вкладень в рекламу визначається показниками цільових рейтингів (TRPs), а також кількістю виходів реклами, що в кінцевому підсумку впливають на

продажі підприємства. На тлі зростання інвестицій кількість TRPs на TV демонструє негативну динаміку [277]. Саме через подорожчання рекламного інструментарію серед фармацевтичних підприємств створюються значні передумови для пошуку обґрунтованих рішень на основі поглибленої аналітики всіх доступних на ринку даних за допомогою Data Science технологій, про які мова буде йти далі.

Задача. Висока конкуренція на ринку, зростання цін на рекламну активність та прагнення бізнесу до постійного збільшення обсягів продажу створює необхідність пошуку ефективних маркетингових рішень. Для досягнення таких цілей доцільно активно використовувати наявні на ринку дані, застосовуючи технології машинного навчання та інтелектуального аналізу даних. Data Science забезпечує ефективними інструментами для підвищення результативності та ефективності маркетингової діяльності фармацевтичних підприємств, її удосконалення та більшої обґрунтованості.

Дослідження маркетингової діяльності на прикладі кількох брендів українських фармацевтичних підприємств за допомогою економіко-математичного моделювання на базі технологій Data Science покаже як можна проаналізувати, які фактори та якою мірою впливають на результати бізнесу (продажі або частка ринку по продажах у відповідній категорії препаратів). Розуміння факторів впливу створює можливість розрахувати еластичність продажів по кожному фактору і, як наслідок, оцінити та виділити ефективний діапазон для кожного з них з урахуванням їхньої граничної корисності (наприклад, розрахунок цінової еластичності та пошук оптимального значення цінового індексу або визначення ефективного рівня медіа-тиску в кожному медіа-каналі), а розуміння ефективності кожного каналу комунікації дає змогу розробити ефективну медіа-стратегію та тактику для бренду. Крім того, економіко-математичне моделювання маркетингового міксу на основі технологій Data Science дає змогу прогнозувати безпосередньо продажі та частку ринку по продажах в грошах чи в упаковках залежно від запланованих показників кожного фактору; розробляти рекомендації про найбільш ефективні або необхідні значення кожного з них для досягнення цілей бізнесу; порівнювати вплив факторів для брендів підприємства та для конкурентів у випадку побудови моделей і для інших брендів.

Загальний процес був імплементований через детальні аналітику і моделювання,

які реалізовувались крок за кроком відповідно до концептуального підходу, поданому в параграфі 2.2. При цьому дані усіх підприємств, що розглядаються в розділі 3 та 4 є конфіденційними, тому при відображенні результатів дані були проіндексовані та нормовані від 0 до 1.

На першому етапі реалізації підходу необхідно детально вивчити специфіку та особливості бренду і категорії, аби визначити всі фактори, які впливають на фінальні показники роботи бізнесу (його ефективність та результати). У даному випадку досліджено бренд, який є лідером категорії, проте поступово втрачає позиції на користь конкурентів, які мають активну медійну підтримку на TV, а також активно працюють з лікарями та фармацевтами. Окрім того, специфіка цієї категорії полягає в існуванні на ринку та доступності для споживача двох форм препарату – крапель чи сиропу (рідка форма) та капсул чи таблеток (тверда форма), тому в подальшому при застосуванні машинного навчання для моделювання частки ринку по продажах в упаковках буде розглядатись окремо модель для рідких і для твердих форм препарату.

Моделювання маркетингового міксу. Серед основних факторів, які впливають на динаміку продажів та частки ринку препарату, варто зазначити базовий рівень (сукупність раціональних та маркетингових факторів); пенетрацію (рівень покриття аптек як відсоток аптек, де препарат є в наявності та доступний для потенційних споживачів бренду, від загальної аптечної мережі України); цінову політику (індекс цін у порівнянні з конкурентами); рекламну активність бренду та конкурентів у розрізі каналів комунікації (TV, Інтернет, радіо, зовнішня реклама (ООН)), креативів тощо; рекомендації лікарів та фармацевтів [23] (додаток А). Фармацевтичні підприємства мають специфічний маркетинговий комплекс, що включає роботу з лікарями та фармацевтами та реалізує необхідне проникнення в аптечну мережу.

Саме оцінювання кожного із цих факторів за допомогою методології машинного навчання створює основу для пошуку ефективних маркетингових (в т. ч. медійних) рішень та формування ефективної стратегії розвитку підприємства на майбутнє.

Пропонована модель для кожної форми препарату є множинною регресією і виглядає наступним чином:

$$SOM_t = Constant + a_1 * Penetration_{1t} + a_2 * Penetration_{2t} + a_3 *$$

$$\begin{aligned}
& Price_{index_t} + a_4 * Doctors_t + a_5 * Pharmacists_t + a_6 * Adstock(TV_1)_t + a_7 * \\
& Adstock(TV_2)_t + \dots + a_n * Adstock(TV_n)_t + c_1 * Adstock(Digital_video)_t + c_2 * \\
& Adstock(Digital_display)_t + b_1 * Adstock(TV_{Competitor_1})_t + b_2 * \\
& Adstock(TV_{Competitor_2})_t + \dots + b_m * Adstock(TV_{Competitor_m})_t + \varepsilon_t, \quad (3.1)
\end{aligned}$$

де

- $Penetration_1$ і $Penetration_2$ – рівень пенетрації для SKU 1 і SKU 2 (у %), які при цьому мають різну динаміку та темпи приросту з метою уникнення мультиколінеарності;
- $Doctors$ або $Pharmacists$ – рівень рекомендацій бренду лікарями та фармацевтами (у %);
- TV_1, TV_2, \dots, TV_n – TV-активність бренду за різними креативними матеріалами (TV_1 для креативу 1 і TV_n для креативу n , відповідно, в TRPs у %);
- $Digital_video$ та $Digital_display$ – інтернет-активність бренду у форматі відео та банерів в Інтернеті, відповідно (у показах);
- $TV_Competitor_1$ або $TV_Competitor_m$ – TV-активність конкурента 1 або конкурента 2, відповідно (у TRPs, %);
- $Adstock$ - це миттєвий, тривалий та відкладений вплив реклами на поведінку покупців, що вказує на розподіл впливу медіа-активності протягом певного часу. $Adstock(MEDIA)_t = MEDIA_t + a * Adstock(MEDIA)_{t-1}$, де $(1-a)$ описує розпад пам'яті (забування) рекламного повідомлення. (3.2)

Основною перевагою запропонованої моделі є те, що вона враховує вплив рекламної активності через функцію $Adstock$, тобто передбачається врахування як миттєвого, так і відкладеного впливу реклами в різних каналах комунікації через нелінійну залежність із часткою ринку. Обсяги рекламної активності в моделі розподілені по медіа-каналах, креативах та форматах, що підвищує точність та якість моделювання, а також рішень, розроблених на його основі.

З практичної точки зору важливо зазначити, що у випадку виявлення на підготовчому етапі сильної мультиколінеарності між $Penetration_1$ і $Penetration_2$ варто враховувати найбільш значимий показник, а при мультиколінеарності між $Doctors$ та $Pharmacists$ або $Digital_video$ та $Digital_display$ варто замінити їх на $Doctors \&$

Pharmacists (загальний рівень рекомендацій бренду серед медичних фахівців) та *Digital* (як загальний обсяг активності бренду в Інтернеті по всіх форматах).

Побудовані моделі мають високі показники якості (скориговані коефіцієнти детермінації R^2 становлять 78% та 70%, відповідно, а середня похибка MAPE менша за 4%). Модель, технічні характеристики якої представлені в табл. 3.1, адекватна, всі фактори є значимими, для моделі характерна відсутність мультиколінеарності (її міра за показником VIF коливається від 1,07 для *Pharmacists* до 4.26 для *Price index*, що менше граничного значення 5), автокореляції першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 209,03; p-value = 0,06817, що більше граничного значення 0,05), гетероскедастичності (за критерієм Вайта F-statistic = 1,693, p-value = 0,06984, що більше граничного значення 0,05). Все це підтверджує можливість їх практичного застосування для підвищення ефективності маркетингової діяльності.

Таблиця 3.1

Технічні характеристики однієї з моделей на основі 230 спостережень

| Variable | Coefficient | St. error | t-statistics | P-value |
|----------------|-------------|-----------|----------------|---------|
| Constant | 0,123400 | 0,001719 | 71,77 | 0,0014 |
| Penetration | 0,009830 | 0,001193 | 8,24 | 0,0000 |
| Price index | -0,097000 | -0,008802 | 11,02 | 0,0000 |
| Doctors | 0,056100 | 0,040949 | 1,37 | 0,0000 |
| Pharmacists | 0,039600 | 0,011092 | 3,57 | 0,0000 |
| TV | 0,000109 | 0,000018 | 6,03 | 0,0000 |
| Competitors | -0,000099 | 0,000014 | -7,23 | 0,0000 |
| Multiple R^2 | 0,78 | | Adjusted R^2 | 0,78 |
| F-statistics | 140,93 | | p-value | 0,0000 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Базовий рівень продажів / частки ринку – це рівень продажів, який бренд буде мати в короткостроковому періоді за умови мінімального рівня присутності в аптечних мережах (пенетрації), при мінімальному рівні ціни у порівнянні з конкурентами (цінового індексу), мінімальній роботі з лікарями та фармацевтами, а також відсутності медійної активності у бренду, для якого реалізується моделювання, та брендів-конкурентів. Він також включає низку інших кількісних та якісних характеристик, таких як знання, імідж продукту (його ефективність для споживача),

попередній досвід споживання та інші фактори, які неможливо кількісно виміряти.

Залежно від того, наскільки давно препарат представлений на ринку, рівень впливу базового рівня на продажі та частку ринку буде коливатись від мінімального до більшої частини продажів препарату. Так, якщо препарат представлений на ринку в останні кілька років і моделювання проводити від моменту його виведення, то базовий рівень буде відсутній і навпаки – якщо препарат представлений на ринку протягом останніх 5-10 років і більше, то частка базового рівня буде значною [37].

На прикладі даного бренду базовий рівень забезпечує значну частину продажів – 57% від загальної суми за період 2015-2019 рр., однак даний фактор є стабільним протягом короткострокового періоду (є константою в моделі, представлений в табл. 3.1), тому саме активна робота з рештою факторів і створює для бренду можливість для майбутнього зростання (рис. 3.1).

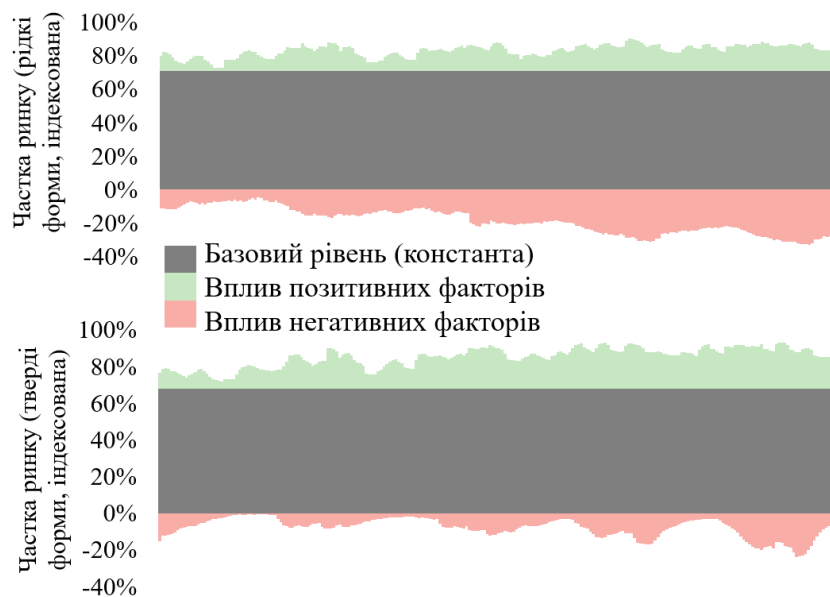


Рис. 3.1. Декомпозиція моделі за різними групами факторів (базовий рівень, позитивні фактори, негативні фактори) в потижневій динаміці за 2015-2019 рр.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Для того, щоб зрозуміти вплив кожного фактору на продажі доцільно детально проаналізувати динаміку кожного з них, оцінити їх вплив через побудову моделей, а також порівняти всі показники із індикаторами конкурентів в категорії.

Пенетрація. Безумовно, належний рівень пенетрації – невід’ємна складова для ефективного розвитку бренду, адже наявність на полиці – ключовий фактор продажів не лише для фармацевтичних підприємств, а і для FMCG [37].

Даний бренд має високий рівень penetрації для основних SKUs – ~90% за рахунок поступового її нарощування з рівня ~75-80% на початку 2015 р. [274]. Зміни penetрації за аналізований період забезпечили додаткове зростання продажів, згенерувавши додатково більше 750 тис. упаковок за 2015-2019 рр. (рис. 3.2).

Цінова політика. Упродовж 2015-2019 рр. підприємство підвищувало ціну швидше за конкурентів, що призводило до зростання цінового індексу. Середня ціна на препарат на 4% вища за ціну конкурентів. Якщо розглянути сегмент рідких форм, то препарат дорожчий на 23%, а в сегменті твердих форм – ціна паритетна [274].

Споживачі реагують на зміну цін на ринку, тому підвищення ціни швидше за конкурентів призводить до переключення на інші бренди та втрати частки ринку в упаковках. Так, зміни індексу цін протягом аналізованого періоду призвели до втрати продажів бренду на рівні близько 690 тис. упаковок за період 2015-2019 рр. (рис. 3.2).

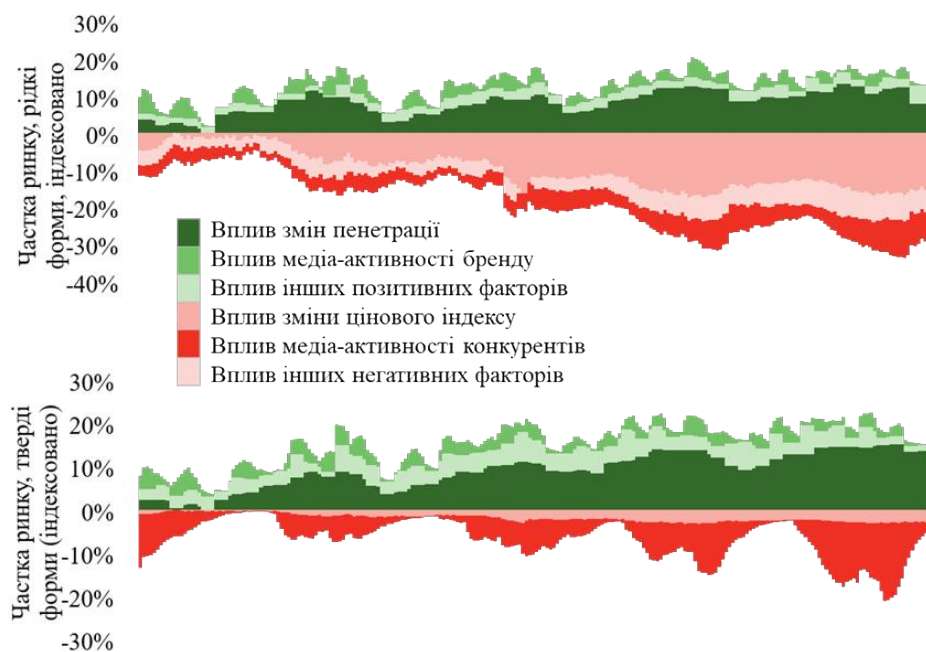


Рис. 3.2. Вплив penetрації, ціни, медіа-активності та інших факторів на частки ринку.
Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Після застосування запропонованого функціоналу агента підтримки цінової політики, що описаний в параграфі 2.3, щодо цінової еластичності та оптимального рівня цінового індексу було отримано, що на прикладі даного препарату для максимізації частки ринку в грошах ціновий індекс має знаходитись в межах 1,0-1,4, що означає, що препарат має мати паритетні ціни до ринку або бути дорожчим в межах до +40% до середньоринкових цін для отримання максимального рівня прибутку (рис. 2.3).

Рекомендації лікарів та фармацевтів. Робота з лікарями та фармацевтами – один з ключових каналів комунікації зі споживачем, оскільки фінальне рішення про покупку часто приймається після рекомендації лікаря або поради фармацевтів. У зв'язку з цим належний рівень роботи з цими фахівцями є важливою умовою для ефективного функціонування підприємства та бренду на ринку.

Даний препарат в період 2015-2019 рр. поступово втрачає частку серед рекомендацій лікарів та фармацевтів у зв'язку з невисоким рівнем роботи з медичними представниками. Така тенденція, безумовно, має свій вплив на динаміку продажів препарату і, відповідно, на частку, яку він займає на ринку.

Безумовно, робота з лікарями та фармацевтами навіть на невисокому рівні забезпечує приріст продажів підприємства [38]. Так, зміни роботи з лікарями та фармацевтами протягом аналізованого періоду забезпечили додаткове зростання продажів, згенерувавши 250 тис. упаковок за весь період.

Проте скорочення роботи з фахівцями призводить до втрати продажів препарату. Так, за 2018 р. внесок даного фактору скоротився на 3 тис. упаковок за рахунок втрати позицій серед рекомендацій лікарів та фармацевтів. У випадку продовження такої динаміки падіння продажів буде зростати, однак посилення роботи з лікарями та фармацевтами до рівня основного конкурента, який є лідером серед їх рекомендацій, дасть змогу суттєво збільшити продажі.

Для відновлення позицій бренду на ринку варто посилювати роботу з лікарями та фармацевтами протягом усього року, однак у випадку обмежених фінансових і людських ресурсів доцільно реалізувати посилення у найбільш пріоритетні і ефективні періоди, а саме в час, коли конкуренти менш активні в даному каналі комунікації зі споживачем. Для даного препарату для максимізації ефективності доцільно посилювати роботу з лікарями в період лютого та жовтня-грудня, а роботу з фармацевтами – в січні, липні та жовтні-грудні.

Медіа активність бренду та його конкурентів. З кінця 2018 р. активність категорії значно зросла, в категорії з'являються нові гравці з потужною TV-підтримкою. У таких умовах бренд почав програвати конкурентам по середньотижневим вагам, що має негативний вплив на продажі препарату.

TV-підтримка забезпечує зростання частки ринку бренду, але TV-активність конкурентів має значний негативний вплив. Так, за рахунок TV-підтримки бренд зміг додатково продати 209 тис. упаковок за період 2015-2019 рр., а за рахунок потужної TV-підтримки конкурентів бренд недоотримав за аналогічний період 445 тис. упаковок (рис. 3.2). У зв'язку з цим для збереження позицій на ринку бренду важлива паритетна присутність до конкурентів.

Наявність конкурентів в ефірі зменшує ефективність TV для бренду і потенційна віддача від TV значно вища. Потенційний вклад TV в продажі складає 654 тис. упаковок (445 тис. упаковок, які отримали конкуренти, + 209 тис. упаковок, які отримав бренд). За рахунок присутності конкурентів в ефірі та їх значної активності фактична ефективність менша за потенційну, тому існує потенціал для зростання.

Розуміючи значний негативний вплив TV-активності конкурентів, важливим стає контроль SOV на TV та паритетна присутність до конкурентів, оскільки, чим більше медійної активності протягом року запускає бренд, тим вищий рівень продажів він забезпечує собі, забираючи їх у конкурентів. Втрата SOV на TV – це основна причина втрати позицій даного бренду на ринку, що знайшло відображення на рис. 3.2 та підтверджується даними з табл. 3.2.

Таблиця 3.2

Вплив TV-активності та SOV

| Період | Продажі (упаковок), що отримані за рахунок TV-активності | | SOV бренду |
|--------|--|--------|---------------|
| | конкурентів | бренду | |
| 1 | -61,6 | 44,9 | 43,9% |
| 2 | -58,1 | 49,4 | 45,3% |
| 3 | -104,3↑ | 47,2 | 31,4%↓ |
| 4 | -135,8↑ | 51,5 | 21,4%↓ |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Варто враховувати, що ефективність TV-підтримки відрізняється протягом року за рахунок сезонності категорії та цін на TV-інструментарій, що зумовлює необхідність перерозподілу TV-активності протягом року для отримання максимальної віддачі та, як наслідок, підвищення продажів.

Хоча модель для частки ринку не враховує безпосередньо сезонність продажів,

оскільки частка ринку не прив'язана до попиту на препарати даного сегменту ринку, проте загалом в даній категорії сумарні продажі всіх брендів скорочуються в літній період, що пов'язано зі специфікою перебігу захворювання і відповідно лікування, проте і ціни на TV-рекламу в цей період теж дещо нижчі. Осінь та весна – основний сезон продажів, проте і вартість реклами значно зростає в цей період. Співвідношення цих показників буде визначати ефективність медійної активності та, як наслідок, доцільність її запуску в кожен період часу:

$$\text{Seasonal TV efficiency} = \text{Sales seasonality} / (1 + \text{seasonal price coefficient for TV}).$$

З урахуванням одержаних результатів для даного бренду найбільш доцільним є розміщення TV-реклами майже протягом усього року, крім періоду квітня-травня, коли менша вартість реклами не перебиває падіння продажів і тому ефективність від медіа-активності суттєво просідає (рис. 3.3). Стратегія постійної присутності також обґрунтовується тим, що на основі побудованої моделі було визначено, що забування рекламного повідомлення у функції *AdStock* складає 38,4% в тиждень, тому мінімізація перерв між рекламними кампаніями забезпечить зростання продажів.

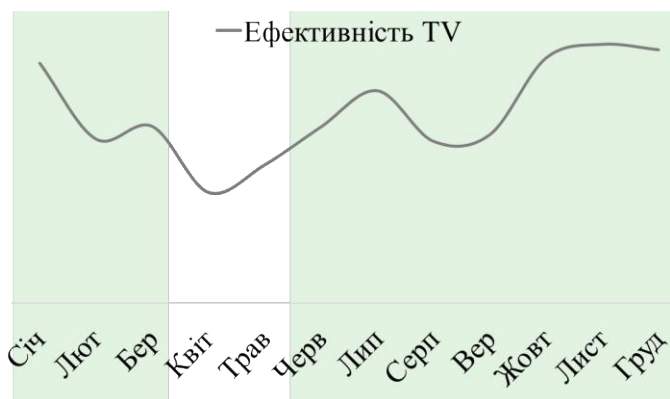


Рис. 3.3. Віддача від TV-активності протягом року.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Ефективність рекламної активності залежить від значної кількості факторів як медійних (тижневий тиск, періоди, креатив, хронометраж роликів і т. д.), так і не медійних (зокрема від пенетрації та цінової політики). Для перевірки даних гіпотез було побудовано аналогічні економіко-математичні моделі для інших брендів в категорії, результати яких було агреговано і доведено наступні висновки:

- спростовано гіпотезу про те, що більший тижневий тиск (обсяг активності) забезпечує вищу ефективність від медіа-присутності і, як наслідок, більший рівень

продажів генерується за рахунок реклами. В рамках даної категорії були виявлені бренди, що реалізовували присутність на TV з високим тижневим тиском, який не забезпечив відповідного зростання бізнес-показників (бренди 1 та 4 на рис. 3.4 мають вищий рівень тижневого тиску, ніж решта гравців, проте віддача від TV-активності на 1 TRPs в них суттєво нижча, що свідчить про неефективність додаткового посилення). В результаті було сформовано рекомендації щодо ефективного діапазону активності для отримання максимального рівня ROI (рис. 3.4).

- вплив penetрації на ефективність від медіа-активності: чим менший рівень penetрації аптечних мереж, тим нижча ефективність від TV-активності, оскільки зацікавлена аудиторія, прийшовши в аптеку не може придбати товар через його відсутність. Для отримання достатнього рівня медіа-віддачі рекламну активність доцільно запускати при умові досягнення penetрації не нижче 60%.

- вплив ціни на ефективність від медіа-активності протилежний, проте теж досить значний: чим вища ціна на препарат, тим менша кількість зацікавлених споживачів наважується на покупку, адже ціна в такому випадку є бар'єром для споживача (рис. 3.4). Препарат, для якого було проведено дослідження, входить в середню цінову групу і має достатню ефективність від TV-підтримки.

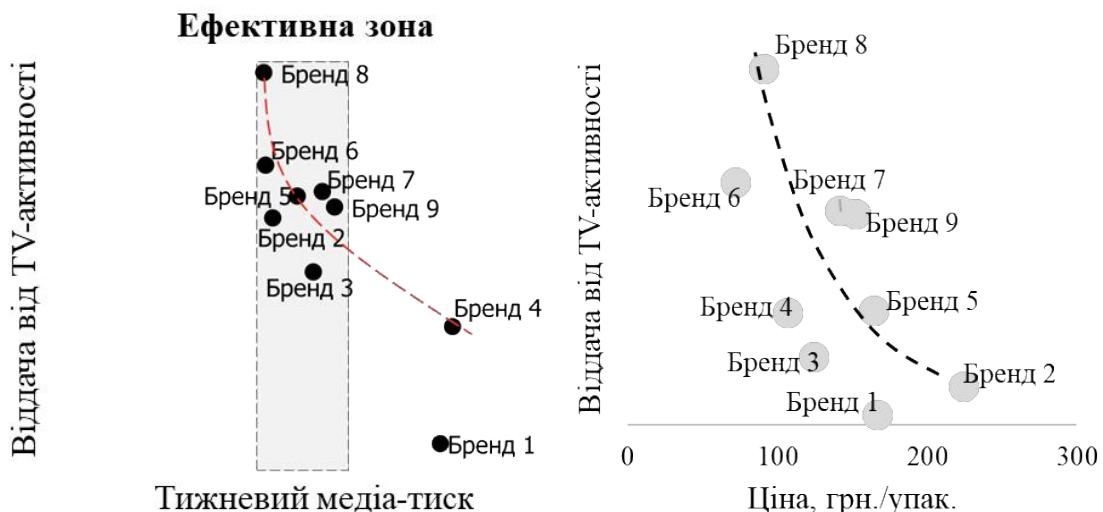


Рис. 3.4. Вплив тижневого тиску та ціни на віддачу від TV-активності, а також ефективний діапазон рекламного тиску.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

У випадку включення в модель обернено-експоненційної функції медіа-активності, тобто заміни $Adstock(TV)_t$ на функцію $\beta * (1 - \exp(-Adstock(TV)_t *$

$\gamma) = \beta * (1 - e^{-(TV_t + a * Adstock(TV)_{t-1})} * \gamma)$ існує можливість визначити ефективний медійний тиск в період кампанії (рис. 3.5), адже перевищення ефективного діапазону призводить лише до зростання витрат, а показники продажів та частки ринку по продажах залишаються незмінними.

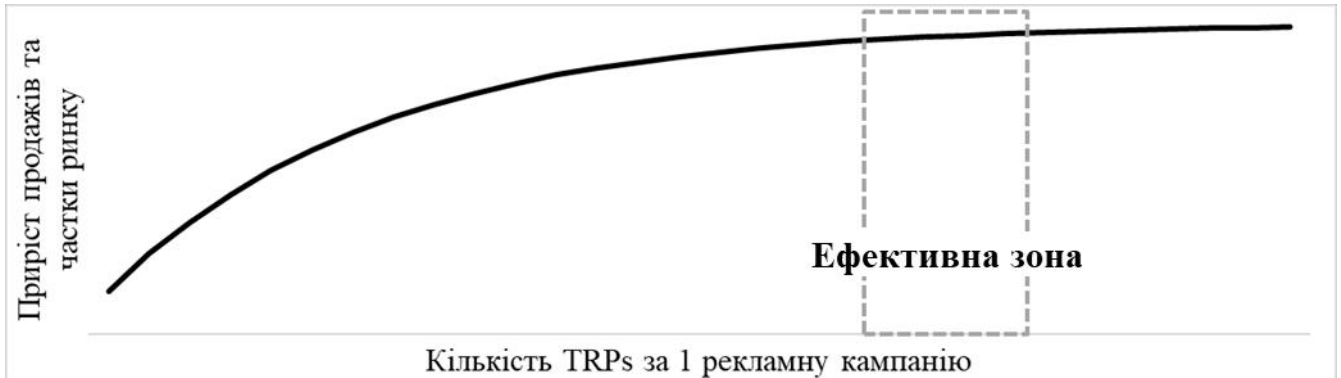


Рис. 3.5. Вплив медіа-тиску за рекламну кампанію на віддачу від TV-активності та ефективний діапазон медіа-присутності за одну рекламну кампанію.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Важливо зазначити, що такі рекомендації не можна приймати одночасно для всіх підприємств на ринку, оскільки результати являють собою сукупність багатьох факторів та умов, що формуються щоразу в унікальній комбінації, що, як наслідок, вимагає індивідуального підходу в кожному конкретному випадку.

Отже, економетрична модель дає змогу зрозуміти внесок кожного фактору в продажі бренду та сформулювати рекомендації щодо кожного з них. Економетрична модель в таких умовах перетворюється на гнучкий інструмент для управління продажами, адже дає можливість знайти ефективну комбінацію параметрів для виконання бізнес-цілей. Постійна підтримка моделі дає змогу максимізувати віддачу від кожного фактору, що забезпечує можливості для отримання необхідних бізнес-результатів за мінімальний бюджет або вищих бізнес-результатів за наявний бюджет.

Таким чином, модель та регулярний процес аналізу даних перетворюється на зручний інструмент для прийняття оперативних маркетингових рішень:

- уточнення на регулярній основі оптимального цінового індексу з урахуванням динаміки цін конкурентів, відслідковування його впливу на продажі;
- моніторинг, контроль та підвищення ефективності рекламної кампанії в усіх медіа-каналах;

- розрахунок прогнозу рівня продажів при різних комбінаціях маркетингових факторів і варіантах активності в каналах комунікації зі споживачем (сценарне прогнозування);
- визначення ефективних ваг для рекламної кампанії та оптимальних значень кожного фактору з урахуванням граничної ефективності;
- аналіз впливу SOV на продажі бренду, оцінка вигравів та програшів.

Найбільшу цінність економетрична модель отримує в момент, коли вона перетворюється на інструмент для бізнес-симуляцій та можливості реалізації сценарного прогнозування. В таких умовах існує можливість працювати з різноманітними сценаріями розвитку, наприклад: що буде відбуватися, якщо перенести бюджет на TV-активність в роботу з лікарями та фармацевтами? Що станеться, якщо посилити підтримку на TV на X%, а ціну знизити на Y%? Що буде, якщо підняти ціни на X% та посилити роботу з лікарями та фармацевтами на Y%?

3.2. Формування ефективної портфельної маркетингової стратегії

Контекст. Український фармацевтичний ринок є надзвичайно конкурентним, і все більше підприємств шукають шляхи для ефективного управління маркетинговою стратегією для досягнення максимального успіху на ринку. На сучасному етапі існує нагальна потреба для суб'єктів господарювання у забезпеченні узгодженості практики управління ринком, маркетингової діяльності та її ефективності.

Під впливом світових тенденцій змінюються умови функціонування фармацевтичного бізнесу, і підприємства стикаються з необхідністю впровадження нових ринкових стратегій, методів формування ефективного асортименту, ціноутворення та медіа-підтримки, переоцінки принципів і напрямів розвитку, кардинальних змін у підходах до управління підприємством, а також формування нової системи управління на основі маркетингового забезпечення [217].

Розробка маркетингової стратегії здійснюється в умовах невизначеності, оскільки зовнішнє середовище характеризується нестабільністю факторів, які змушують змінюватися. Аналіз критеріїв, на основі яких приймаються конкретні маркетингові рішення, показав, що вони багатогранні, визначаються значною

кількістю показників, тому виникає потреба у розробці та реалізації маркетингової стратегії, здатної підвищити ефективність діяльності підприємства [243].

Маркетингові рішення повинні бути обґрунтованими з аналітичною та комерційною чіткістю, відповідати стратегії, інноваційним напрямкам розвитку та сприяти здійсненню ефективної, стабільної та прибуткової діяльності підприємства. Маркетингове забезпечення набуває особливого значення, оскільки воно здатне посилити розуміння потреб споживачів, що дає змогу бути орієнтованим на клієнта та отримувати вищий прибуток [234]. На сучасному висококонкурентному ринку підприємствам варто працювати із використання технологій Data Science та поглибленої роботи з даними для розробки ефективної маркетингової програми, добре спланованої та організованої маркетингової діяльності, що робить дане дослідження актуальним і практично цінним [217].

Метою дослідження є удосконалення портфельної стратегії шляхом розробки дієвих рекомендацій та формування ефективної маркетингової стратегії для кожного бренду у портфелі провідного фармацевтичного підприємства України відповідно до рентабельності інвестицій (ROI) кожного продукту та медіа-каналу, ефективності елементів маркетингового комплексу. Моделювання та аналіз даних на основі технологій Data Science допомагають визначити пріоритети брендів у портфелі, що створює можливості для зростання загальної ефективності бізнесу. Другорядною метою є формування СППР для розробки, реалізації та оцінки маркетингової стратегії.

Методологія. Для досягнення поставленої мети було використано системний аналіз, а також наступні загальнонаукові методи: логічне узагальнення – для визначення тенденцій розвитку бренду; порівняння – для аналізу відмінностей в маркетинговій ефективності різних брендів у портфелі, порівняння ROI за брендами; методи багатокритеріального аналізу та Data Science (економетричне моделювання та регресійний аналіз) – для розуміння та кількісної оцінки впливу елементів комплексу маркетингу та кон'юнктури ринку на рівень продажів бренду, а також формування рекомендацій щодо підвищення ефективності маркетингової діяльності підприємства на фармацевтичному ринку та збільшення результатів бізнесу залежно від обраної маркетингової стратегії окремого продукту та всієї товарної лінійки в цілому.

Для досягнення поставленої мети використовувалося економіко-математичне моделювання на основі технологій машинного навчання та Data Science, зокрема регресійний аналіз залежності обсягу продажів та частки ринку по продажах у відповідній категорії (у натуральному чи грошовому вираженні) окремих лікарських засобів від факторів, що були зазначені у попередньому параграфі.

Також для формування рекомендацій щодо оптимальної цінової політики (оптимального діапазону індексу цін) застосовано підхід на основі коефіцієнтів у побудованих регресійних моделях та додаткових розрахунків на основі результатів моделювання, описаний у параграфі 2.3 в межах агента підтримки цінової політики. Зазначений підхід дає змогу визначити релевантний індекс цін для максимізації частки ринку за обсягом або частки ринку у грошовому вираженні залежно від короткострокових або довгострокових цілей підприємства.

Оцінювання впливу медіа-факторів для кожного бренду, порівняння такого впливу по брендах з точки зору прибутковості допомагають розробити рекомендації щодо медіа-стратегії цих препаратів, визначити пріоритети для брендів з точки зору медіа-підтримки та розподілу бюджету на маркетинг і, як наслідок, підвищити ROI медіа/маркетингових інвестиції для кожного бренду та для портфеля в цілому [49].

Загальний процес дослідження був реалізований шляхом покрокового аналізу та моделювання, як показано на рис. 2.1 та рис. 2.4. При цьому для інтеграції інструментів Data Science в планування маркетингової стратегії було реалізовано інформаційно-аналітичну систему та у вигляді інтерактивної панелі інструментів Power BI з інтеграцією раніше накопичених знань на основі моделювання впроваджено у діяльність підприємства. Така МСППР отримала назву «Система управління маркетингом бренду».

Результати моделювання. Дослідження маркетингової діяльності здійснено на прикладі кількох фармацевтичних брендів в Україні в трьох різних товарних категоріях. Було розглянуто три бренди, які є одними з основних гравців у категоріях пелюшкового дерматиту, болю та спазмолітичних засобів, таблеток та льодяників від застуди та грипу, відповідно. Бренди активно використовують TV та digital підтримку для просування цих продуктів серед потенційних споживачів.

Для кожного із зазначених препаратів на основі даних, описова статистика яких наведена в додатках Б, В та Г, було побудовано модель множинної регресії, яку подано у рівнянні (3.1).

Перша категорія товарів – це охорона здоров'я новонароджених. Бренд цього фармацевтичного підприємства займає міцні позиції на ринку (входить у ТОП-5) і розпочав медіа-підтримку з другого півріччя 2020 р. Основною особливістю цієї категорії є високий рівень ротації ЦА на щомісячній основі. Щомісяця в категорію потрапляє близько 20-25 тисяч матерів, і перед підприємством стоїть маркетингове завдання, щоб залучити нову ЦА до споживання саме їхнього продукту [276].

Загалом ЦА досить широка, і було просегментовано її за поведінкою та шляхом споживача: вагітна жінка в третьому триместрі; матері з дітьми 0-3, 4-6, 6-12, 13-18 місяців та матері з дітьми від 1,5 до трьох років. Вагітна жінка в третьому триместрі і матері з дітьми 0-3 місяців – нова ЦА. Основними маркетинговими завданнями для неї є підвищення обізнаності, стимулювання проби продукту, тому вони відповідають регулярному охопленню в ЗМІ та рекрутингу. Основою ЦА є матері з дітьми від 0 до 18 місяців, а основні маркетингові завдання для них – утримання та переключення з конкурентів. Для групи матерів з дітьми віком від 18 місяців доцільно стимулювати підтримку сприятливого досвіду з продуктом, створювати довіру та підтримувати лояльність. Ця група є випускниками категорії, і важливо перетворити її на амбасадорів бренду.

Побудована модель, технічні характеристики якої представлені в табл. 3.3, має високий показник якості (коефіцієнти детермінації (множинний та скоригований R^2) становлять 96%, а середня похибка MAPE менша за 4%). Модель адекватна, всі фактори є значимими, для моделі характерна відсутність мультиколінеарності (її міра за показником VIF коливається від 1,23 для *Competitors Digital* до 3,42 для *Digital*, що менше граничного значення 5), автокореляції першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 124,21; p-value = 0,051, що більше граничного значення 0,05), гетероскедастичності (за критерієм Вайта F-statistic = 1,47, p-value = 0,1397, що більше граничного значення 0,05). Все це підтверджує їх коректність для практичного застосування з метою підвищення ефективності реалізованих заходів.

Таблиця 3.3

Технічні характеристики моделі для частки ринку по продажах в упаковках на основі 185 спостережень

| Variable | Coefficient | St. error | t-statistics | P-value |
|-------------------------|-------------|------------|-------------------------|---------|
| Constant | 0,30785015 | 0,02539093 | 12,12 | 0,00 |
| Penetration | 1,03152515 | 0,04778920 | 21,58 | 0,00 |
| Competitors_penetration | 0,00054971 | 0,00003149 | 17,46 | 0,00 |
| TV | -0,00247543 | 0,00021209 | -11,67 | 0,00 |
| Digital | 0,00005377 | 0,00000241 | 22,32 | 0,00 |
| Competitors Digital | 0,00003210 | 0,00000352 | 9,11 | 0,00 |
| Competitors TV | -0,00000001 | 0,00000000 | -4,02 | 0,00 |
| Multiple R ² | 0,96 | | Adjusted R ² | 0,96 |
| F-statistics | 623,5 | | p-value | 0,00 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

На основі економетричної моделі для бренду було розраховано різні сценарні прогнози для удосконалення архітектури медіа-кампаній з урахуванням забування (memory decay) [153; 244]. Memory decay є $1-a$ з рівняння (3.2) і оцінкою забування рекламного повідомлення серед ЦА. В результаті моделювання чотирьох варіантів архітектури рекламної кампанії (безперервність – розміщення щотижня з низьким тиском в медіа, пульс – один тиждень в ефірі та один тиждень перерви з високим медіа-тиском, пульс 2.1 – 2 тижні в ефірі та 1 тиждень перерви, а також burst із 5-тижневими флайтами) для цього бренду рекомендовано стратегію burst з п'ятьма тижнями в ефірі та двома тижнями перерви, що допомагає збільшити рекламний ефект (*AdEffect*) на 5% у порівнянні зі стратегією безперервності (рис. 3.6).

Після реалізації такої рекомендації було оцінено поточну ефективність від медіа-діяльності на основі економетричного моделювання та розраховано рентабельність медіа-інвестицій (ROMI) для цього бренду за рівняннями (2.2)-(2.4) [26], де чисельник визначається безпосередньо з результатів моделі як сума добутку коефіцієнтів регресії на фактичне значення реалізованої рекламної активності, яка далі конвертується у продажі в упаковках та продажі в гривнях, згенеровані медіа-

активністю у різних каналах комунікації (зокрема TV та digital).

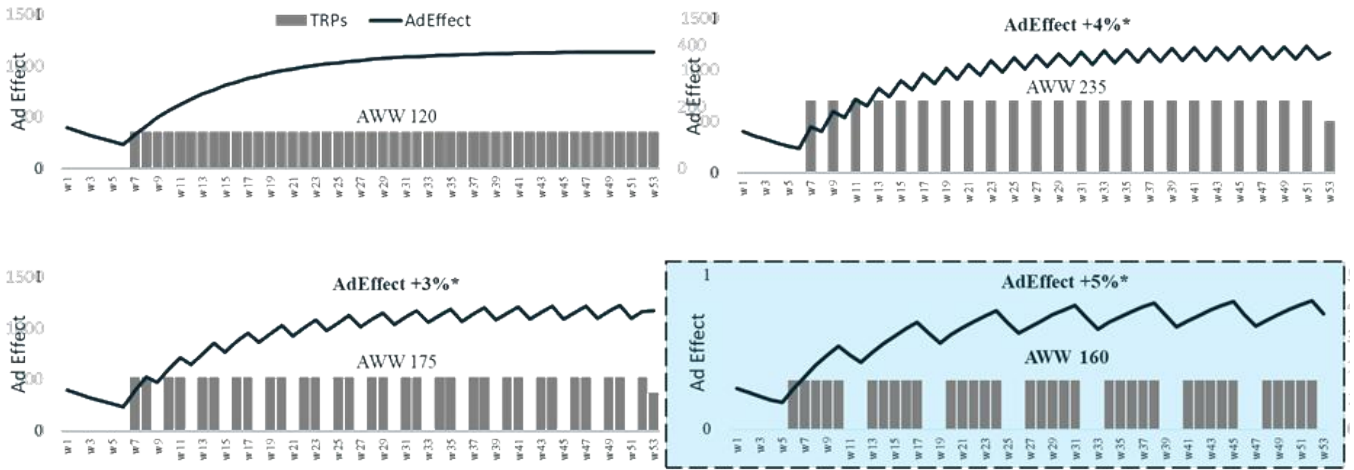


Рис. 3.6. Результати сценарного прогнозування для Бренду 1.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Результати моделювання показують, що реклама має сильний позитивний вплив на рівень продажів і частку ринку. Понад 25% продажів було накопичено в період після початку медіа-підтримки в 2020-2021 рр. (рис. 3.7), а зменшення впливу інших факторів у літній період пов'язано з сильнішим впливом конкурентів (посиленням їх активності в період вищого попиту споживачів). У 2021 р. внесок медіа-активності (*Media Boost*), що розрахований за формулою (2.1), де чисельник визначається безпосередньо з результатів моделі як сума добутку коефіцієнтів регресії на фактичне значення реалізованої рекламної активності, становить 22,3%.

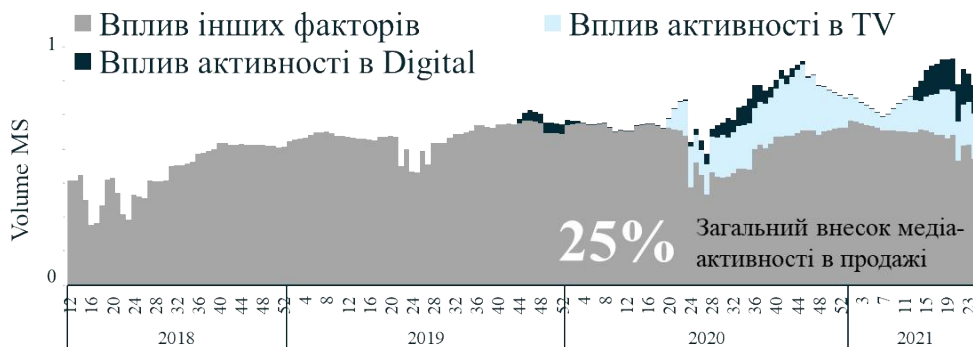


Рис. 3.7. Декомпозиція моделі для Бренду 1 та Media Boost у 2021-2022 рр.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Наступний бренд є одним із ключових гравців у категорії знеболюючих і спазмолітичних засобів, яка представлена понад 60 брендами. Враховуючи таке висококонкурентне середовище, доцільно сформуванати ефективну медіа-стратегію на основі всіх наявних даних про ринок і використання технологій Data Science [15].

Було також побудовано економетричну модель для цього бренду (технічні характеристики якої наведено в табл. 3.4) та реалізовано сценарне прогнозування для вибору ефективної архітектури та стратегії медіа-кампаній. Побудована модель має високий показник якості (скоригований коефіцієнт детермінації R^2 становить 86%, а середня похибка MAPE менша за 4%). Модель адекватна, всі фактори є значимими, для моделі характерна відсутність мультиколінеарності (її міра за показником VIF коливається від 1,19 для *Price* до 3,64 для *Penetration*, що менше граничного значення 5), автокореляції першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 197,47; p-value = 0,07324, що більше граничного значення 0,05), гетероскедастичності (за критерієм Вайта F-statistic = 1,727, p-value = 0,051, що більше граничного значення 0,05). Все це підтверджує їх коректність для практичного застосування з метою підвищення ефективності реалізованих заходів.

Таблиця 3.4

Технічні характеристики моделі для частки ринку по продажах в упаковках на основі 248 спостережень

| Variable | Coefficient | St. error | t-statistics | P-value |
|----------------|-------------|-----------|----------------|---------|
| Constant | 0,1242142 | 0,0105 | 11,83 | 0,00 |
| Penetration | 0,0003329 | 0,0001 | 5,17 | 0,00 |
| Price index | -0,0170652 | 0,0008 | -22,33 | 0,00 |
| TV1 | 0,0000048 | 0,0000 | 2,80 | 0,01 |
| TV2 | 0,0000018 | 0,0000 | 4,02 | 0,00 |
| TV3 | 0,0000472 | 0,0000 | 10,21 | 0,00 |
| TV4 | 0,0000085 | 0,0000 | 4,31 | 0,00 |
| Digital | 0,0000244 | 0,0000 | 2,21 | 0,03 |
| Competitors | -0,0000010 | 0,0000 | -5,11 | 0,00 |
| Multiple R^2 | 0,87 | | Adjusted R^2 | 0,86 |
| F-statistics | 156,2 | | p-value | 0,00 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

З 2020 р. було змінено медіа-стратегію з флайтової на імпульсну, і відбулося значне зростання ефективності. Бренд входить в ТОП-3 за впізнаваністю бренду в

категорії, тому імпульсна стратегія «тиждень в ефірі та тиждень поза ним» показує високу ефективність для зростання продажів. У таких умовах тиждень перерви не є критичним через низький рівень забування рекламного повідомлення для даного препарату (до 5% в тиждень у функції *AdStock*). Після такої зміни медіа-стратегії заощаджено понад 40% інвестицій, а ROI медіа-активності демонструє значне зростання. Внесок медіа-підтримки в продажі (*Media Boost*) подвоївся з 8% у 2018-2019 рр. до 15% у 2020-2021 рр. при меншому рівні інвестицій (рис. 3.8).

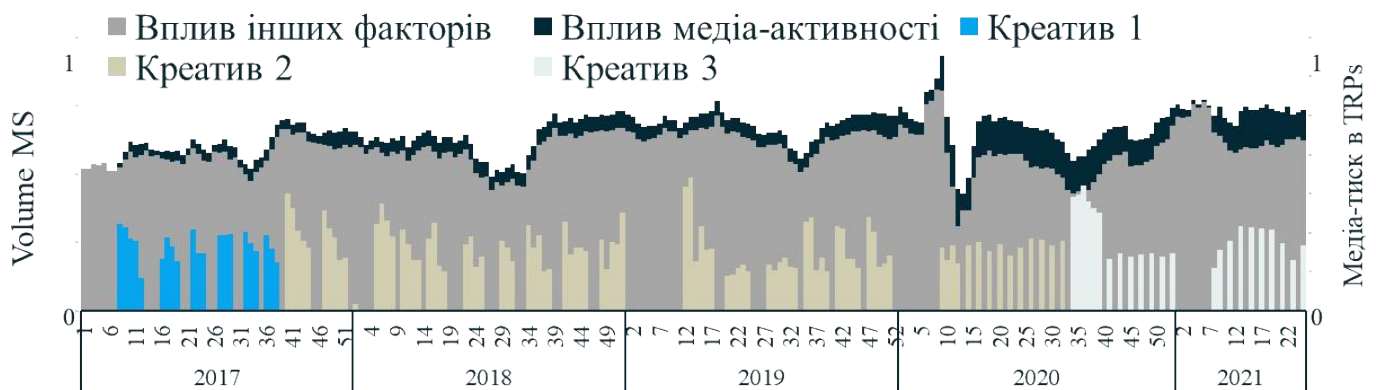


Рис. 3.8. Декомпозиція моделі для Бренду 2 та вклад медіа у 2017-2021 рр..

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Третій бренд є одним із ключових гравців у категорії таблеток та пастилок від болю в горлі, яка конкурує з іншими підкатегоріями ринку від застуди та грипу. Основне завдання – удосконалення маркетингового комплексу для підвищення загальної рентабельності інвестицій.

Було побудовано економетричну модель і для цього бренду, технічні характеристики якої наведені у табл. 3.5. Вона має високий показник якості (коефіцієнти детермінації (множинний та скоригований R^2) становлять 95%, а середня похибка MAPE менша за 4%). Модель адекватна, всі фактори є значимими, для моделі характерна відсутність мультиколінеарності (її міра за показником VIF коливається від 1,39 для *OOH* до 4.26 для *Penetration*, що менше граничного значення 5), автокореляції першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 204,04; p-value = 0,053, що більше граничного значення 0,05), гетероскедастичності (за критерієм Вайта F-statistic = 1,531, p-value = 0,1807, що більше граничного значення 0,05). Все це підтверджує їх коректність для практичного застосування з метою підвищення ефективності маркетингової стратегії.

Основною особливістю було те, що на основі технологій Data Science (завдяки побудові регресійної моделі) визначено сильний синергетичний ефект між двома ключовими елементами маркетингового комплексу (ціною та просуванням), оскільки було виявлено, що цей бренд використовував медіа-активність у 2017 та 2019–2021 рр., але внесок медіа у 2017 р. був дуже низьким (рис. 3.9) через високу ціну даного препарату (вплив даного фактору має максимальний негативний рівень у 2017 р.).

Таблиця 3.5

Технічні характеристики моделі для частки ринку по продажах в упаковках на основі 248 спостережень

| Variable | Coefficient | St. error | t-statistics | P-value |
|-------------------------|----------------|---------------|-------------------------|---------|
| Constant | 0,09733798850 | 0,01635954900 | 5,95 | 0,01 |
| Penetration | 0,00072420449 | 0,00009925798 | 7,30 | 0,00 |
| Price index | -0,04278535476 | 0,00169571491 | -25,23 | 0,00 |
| TV | 0,00000365082 | 0,00000031252 | 11,68 | 0,00 |
| Digital | 0,00000000046 | 0,00000000010 | 4,69 | 0,00 |
| OOH | 0,00551369147 | 0,00095984991 | 5,74 | 0,00 |
| Multiple R ² | 0,95 | | Adjusted R ² | 0,95 |
| F-statistics | 535,82 | | p-value | 0,0000 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

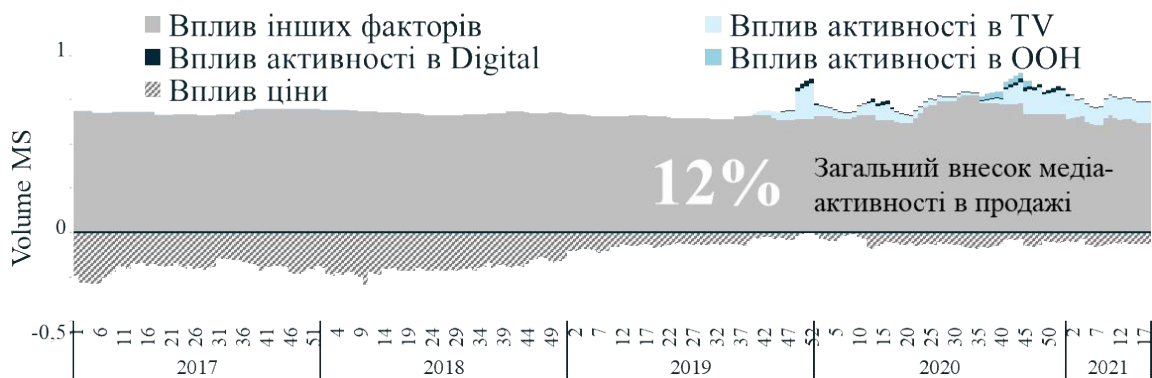


Рис. 3.9. Декомпозиція моделі для Бренду 3 та вклад медіа у 2017-2021 рр.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Основною причиною таких змін у медіа-ефективності є високий рівень цінової чутливості в категорії та сильний вплив ціни на продажі та віддачу від медіа, що було доведено на рис. 3.4. Найдешевші бренди мають найвищу ефективність від медіа-

активності, а медійна активність для найдорожчих препаратів дає найменший вплив на продажі. В умовах високого рівня індексу цін у порівнянні з конкурентами ціна стає бар'єром для споживача на шляху до покупки, а зацікавлені потенційні споживачі після медіа-підтримки переключаються на дешевші конкуренти безпосередньо в аптеці [72]. В результаті стимулюється лише впізнаваність бренду, яка не конвертується в продажі. Абсолютний вплив індексу цін також досить значний протягом періоду моделювання, що показано як негативний фактор на рис. 3.9. Важливо завжди аналізувати поточну цінову чутливість, щоб підвищити ефективність маркетингової стратегії бренду [261].

На основі побудованої економіко-математичної моделі збуту лікарського засобу та використання функціоналу агента підтримки цінової політики (параграф 2.3 цього дослідження), можна оцінити цінову еластичність продажів та оптимальне значення цінового індексу. В результаті його застосування для даної марки препарату оптимальне значення індексу цін для максимізації вартісної частки ринку становить від 1,8 до 2,3 (рис. 3.10), що означає, що препарат повинен бути дорожчим до +80-130% до середніх цін на ринку для отримання максимального рівня прибутку.

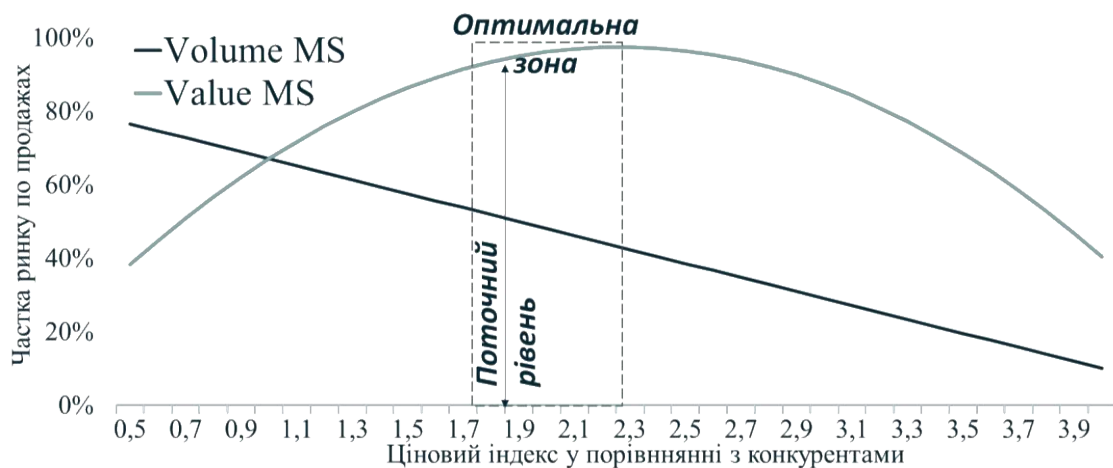


Рис. 3.10. Оптимальний рівень цінового індексу для зростання частки ринку в грошовому вираженні для Бренду №3.

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

З точки зору внеску медіа-факторів, TV є основним драйвером продажів серед каналів комунікації, адже має найвищий ROMI, але digital і ООН також демонструють хороші показники з позитивною рентабельністю. Високу ефективність показує зовнішня реклама, яку бренд використовував наприкінці 2020 р. для регіональної

підтримки продажів. Загальний внесок медіа-активності у продажі в 2020-2021 рр. становить 12%, що трохи вище, ніж середні ринкові показники. У 2021 р. внесок медіа (*Media Boost*) становить 18,9%. Серед медіа-каналів він розподіляється в наступних пропорціях: 79% медіа-ефекту генерує TV, 11% - digital і 10% - ООН.

Для цих трьох брендів результати показників для портфельної стратегії зведені в таблиці 3.6, яка показує вклад медіа у продажі (*Media Boost*), розрахований на основі побудованих моделей за формулою (2.1), та індекс пріоритету бренду в портфелі підприємства, визначеного на основі аналізу ROMI кожного бренду відповідно до запропонованого підходу до формування ефективної портфельної стратегії на рис. 2.4. Так, беручи до уваги інформацію з таблиці 3.6, Бренд 2 має найвищий пріоритет, оскільки генерує найбільший ROMI. Наступний – Бренд 1, а третій – Бренд 3. Маркетингове завдання: розподілити маркетингові бюджети відповідно до цих пріоритетів, що сприятиме збільшенню загального прибутку підприємства.

Таблиця 3.6

Результати портфельної стратегії для брендів

| Параметр | Бренд 1 | Бренд 2 | Бренд 3 |
|----------------------------------|---------|---------|---------|
| Media Boost (у %) за 2021 YTD | 22,3% | 16,2% | 18,9% |
| Пріоритетність бренду в портфелі | 2 | 1 | 3 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Такі результати для трьох основних брендів у портфелі фармацевтичного підприємства стають основою для формування ефективної портфельної стратегії, оскільки є чітке розуміння та кількісна оцінка поточного та потенційного ефекту від усіх елементів комплексу маркетингу. Удосконалення портфельної маркетингової стратегії на основі таких рішень, що базуються на даних, має сильний вплив на результативність бізнесу завдяки високій якості та високій обґрунтованості процесу прийняття рішень [39].

Таким чином, моделювання та безперервний процес поглибленого аналізу даних стають зручним і ефективним інструментом для прийняття ефективних стратегічних і тактичних маркетингових і медіа-рішень:

- прогнозування загального рівня продажів та рівня продажів по окремим брендам за різних сценаріїв рекламної діяльності;

- розрахунок ефективного рівня кожного фактору та порівняння ROMI за каналами, брендами, періодами тощо;
- ефективний розподіл маркетингових бюджетів між брендами, інструментами, періодами тощо;
- аналіз впливу факторів на продажі бренду, оцінка ефективності.

Технології Data Science є ефективним інструментом для управління продажами, оскільки вони створюють можливість кількісно оцінити вплив кожного фактору на продажі, оцінити їх ефективне поєднання для досягнення цілей щодо ключових бізнес-показників та покращення позиції підприємства на ринку, ефективно розподілити маркетингові чи медіа-бюджети, а також реалізувати сценарне прогнозування. Регулярна підтримка моделі дозволяє підвищити віддачу від кожного фактору, покращити ROMI та забезпечити досягнення бізнес-цілей найефективнішим способом. Data Science створює основу для формування ефективних маркетингових рішень та розробки ефективної стратегії розвитку бізнесу. Реалізація досліджень через Data Science має значний економічний ефект на бізнес-результати, оскільки допомагає підвищити рентабельність маркетингових інвестицій більш ніж на 5% і прогнозувати майбутні бізнес-KPIs із середньою похибкою MAPE менше ніж 5%. Такі моделі та МСППР рекомендується застосовувати в реальній бізнес-практиці українських та міжнародних фармацевтичних підприємств при формуванні бізнес-стратегій для пошуку прихованих інсайтів у розвитку категорій та продуктів, більш ефективного розподілу маркетингового бюджету на портфель брендів та підвищення KPIs бізнесу. Маркетинг, керований даними, передбачає прийняття ефективних і дієвих рішень на щоденній основі, оскільки бізнес зараз працює в умовах ринку, що дуже динамічно розвиваються.

3.3. Моделювання та вдосконалення елементів національної та регіональної маркетингових стратегій FMCG

Контекст. Ринок споживчих товарів (FMCG) нині є одним із найбільш конкурентоспроможних [191]. Маркетинг FMCG потребує особливого, залежно від частоти продажів, управління товарним портфелем і асортиментом, логістикою, рекламною активністю тощо. Цей ринок досить динамічний, тому для досягнення та

збереження лідерства підприємствам необхідно швидко реагувати на зміни, гнучко адаптуватися до нових подій і приймати оперативні рішення з максимальною ефективністю. Для досягнення високих бізнес-результатів та успіху на ринку FMCG при формуванні бізнес-стратегії необхідно розуміти економічні закони і бізнес процеси на ринку, мати інформацію про товар та ринкові ціни, аби забезпечити споживачів широким асортиментом продуктів, розробити ефективну та обґрунтовану маркетингову стратегію з урахуванням того, що споживачі FMCG схильні приймати імпульсивні або сплановані рішення про покупку. FMCG товари значно дешевші, тому для підвищення ефективності діяльності підприємствам у цій сфері доводиться постійно підтримувати високий рівень товарообігу та залучення споживачів [284].

Конкурентне середовище, в якому працюють підприємства, вимагає від них забезпечення ефективної діяльності з достатньою прибутковістю. Сучасна система маркетингу будь-якого підприємства робить акцент на розробці ефективного плану маркетингової діяльності, який задовольнить як виробника, так і споживача [237]. При цьому маркетинг спрямований на формування цінності бренду шляхом активної рекламної діяльності в усіх каналах комунікації [90, с. 4-5]. Забезпечити високу цінність пропозиції можливо лише шляхом реалізації стратегічного підходу в маркетингу [269, с. 173].

В умовах перманентного зростання конкуренції на ринку [255], успішне вирішення проблеми вибору виробником ефективної маркетингової та медіа-стратегії є однією з важливих умов отримання конкурентної переваги. Існує значний потенціал підвищення продуктивності для підприємств, які глибоко аналізують ринок, щоб знайти ефективні рішення щодо формування бізнес-стратегії та покращення своїх позицій на ринку.

Прийняття зваженого рішення щодо вибору маркетингової та медіа-стратегії, їх розробка з використанням системного підходу дозволяє підприємству досягти успіху. Враховуючи це, виникає нагальна потреба в удосконаленні стратегії маркетингової діяльності та механізмів управління її складовими, а технології Data Science є тим інструментом, який відкриває вагомі можливості в цих напрямках [37, с. 36].

Впровадження ММК та аналізу даних також має вирішальне значення, оскільки підприємствам важливо розуміти ефективність своїх маркетингових витрат для

зростання продажів і підвищення якості розподілу та використання маркетингових бюджетів. Підходи інтелектуального аналізу даних відкривають багато можливостей в управлінні маркетинговою діяльністю будь-якого підприємства.

Метою дослідження є аналіз впливу ключових елементів маркетингового комплексу (ціна, місце, просування), сезонності, медійної та торговельної активності конкурентів на продажі та частку ринку одного з FMCG підприємств в Україні на основі економетричного моделювання з використанням регресійного аналізу, а також розробка рекомендацій щодо вдосконалення та підвищення ефективності маркетингової та медійної стратегій конкретного бренду на ринку FMCG.

Методологія. Дослідження було розгорнуто відповідно до концептуального підходу, представленого в параграфі 2.2. Дослідження включає результати застосування технологій Data Science для ММК залежності обсягу продажів (частки ринку по продажах) певного бренду на ринку FMCG від основних факторів, що впливають на динаміку бізнес-результатів бренду. Серед ключових факторів впливу можна виділити: рівень дистрибуції торгових мереж (відсоток магазинів, в яких товар доступний для споживачів), цінова політика (індекс цін), медіа-активність бренду та його конкурентів у всіх каналах комунікації (TV, Інтернет, радіо та ООН) та інші (додаток Д). Усі фактори впливу були відібрані шляхом аналізу кореляції (за величиною та значущістю) з рівнем продажів. Необхідно детально проаналізувати динаміку кожної зі змінних, оцінити їх вплив через побудову моделі та зрозуміти вплив кожного фактору на продажі.

Було побудовано модель множинної регресії, яка має наступну структуру:

$$\begin{aligned}
 MS_t = & Constant + Seasonality_t + a_1 * Distribution_{1t} + a_2 * Distribution_{2t} + \\
 & a_3 * Distribution_{3t} + a_4 * Distribution_{4t} + a_5 * Price_index_t + b_1 * Adstock(TV)_t + \\
 & b_2 * Adstock(OLV)_t + b_3 * Adstock(Display)_t + b_4 * Adstock(OOH)_t + \\
 & c_1 * Adstock(TV_Compet)_t + c_2 * Adstock(OLV_compet)_t + c_3 * Adstock(Display_compet)_t + \\
 & c_4 * Adstock(OOH_compet)_t + c_5 * Adstock(Radio_compet)_t + \varepsilon_t, \quad (3.3)
 \end{aligned}$$

де

- MS – частка ринку бренду по продажах у натуральних обсягах (кг);
- $Seasonality$ – адитивна сезонність для кожного місяця;

- *Distribution* – відсоток магазинів, у яких продукт доступний для споживачів, для кожної ключової одиниці продажу (SKU), відповідно;
- *Price_index* – індекс ціни бренду до середньоринкової ціни конкурентів;
- *TV* або *TV_Comet* – TV-активність бренду або його конкурентів, відповідно, в TRPs у %;
- *OLV* і *Display* або *OLV_compet* і *Display_compet* – digital-активність бренду або його конкурентів у форматі відео та банерів в Інтернеті, відповідно (у показах);
- *OOH* або *OOH_compet* і *Radio_compet* – зовнішня реклама і радіо-активність бренду або його конкурентів, відповідно (за кількістю розміщення реклами);

Для побудованої множинної регресії (економетричної моделі) для частки ринку, яка оцінювалася за методом найменших квадратів, основні гіпотези про адекватність моделі, значущість коефіцієнтів для всіх факторів, наявність гетероскедастичності, автокореляції та мультиколінеарності були випробувані.

В результаті було побудовано адекватну модель (технічні характеристики представлено в табл. 3.7), яка має якісні показники, визначає вплив різних медіа та маркетингових факторів та допомагає розробити рекомендації щодо маркетингової стратегії. Середня похибка MAPE була в межах 5% і скоригований R^2 - 92%, всі фактори значущі, відсутня мультиколінеарність (її міра за показником VIF коливається від 1,38 для *Seasonality* до 4,97 для *Penetration₁*, що менше граничного значення 5), гетероскедастичність (за критерієм Вайта F-statistic = 0,70, p-value = 0,77, що більше граничного значення 0,05) та автокореляція першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 0,15; p-value = 0,70, що більше граничного значення 0,05), що сприяє практичній відповідності побудованої моделі та її цінності для впровадження в реальний бізнес для підвищення ефективності маркетингової діяльності.

Регресійна модель дає змогу визначити фактори, що впливають на продажі, а також ступінь цього впливу; оцінити еластичність продажів за кожним фактором; здійснити прогнозування цільової метрики залежно від різних маркетингових та медіа-планів з урахуванням ринкової ситуації; сформулювати рекомендації щодо ефективних та/або необхідних рівнів кожного фактору для досягнення KPIs бізнесу. Data Science (в даному випадку регресійна модель) є високоефективним інструментом підвищення результатів

маркетингової діяльності підприємства, її вдосконалення та більшої валідності [36].

Аналіз і моделювання даних із використанням інструментів Data Science створюють основу для пошуку ефективних маркетингових і медіа-рішень та розробки ефективної бізнес-стратегії для розвитку підприємства в майбутньому. Модель і регулярний процес аналізу даних стають зручним інструментом для прийняття стратегічних та оперативних управлінських рішень з урахуванням результатів моніторингу ефективності та результативності рекламних кампаній, аналізу еластичності ціни, дистрибуції, впливу маркетингових факторів на продажі бренду і сценарного прогнозування при різних варіантах діяльності в каналах комунікації та інших елементів маркетингового комплексу.

Таблиця 3.7

Технічні характеристики моделі для частки ринку по продажах в кг для FMCG підприємства на основі 41 спостереження

| Variable | Coefficient | St. error | t-statistics | P-value |
|-------------------------|-------------|------------|-------------------------|---------|
| Constant | 0,01013175 | 0,00119417 | 8,48 | 0,00 |
| Seasonality | 0,00123364 | 0,00012319 | 10,01 | 0,00 |
| Penetration1 | 0,00015010 | 0,00003057 | 4,91 | 0,00 |
| Penetration2 | 0,00021664 | 0,00002006 | 10,80 | 0,00 |
| Competitors penetration | -0,00006879 | 0,00001161 | -5,93 | 0,00 |
| Price index | -0,00451084 | 0,00049235 | -9,16 | 0,00 |
| TV | 0,00004870 | 0,00002203 | 2,21 | 0,03 |
| OLV | 0,00000071 | 0,00000030 | 2,38 | 0,02 |
| Display | 0,00000034 | 0,00000016 | 2,19 | 0,02 |
| OOH | 0,00000085 | 0,00000032 | 2,61 | 0,04 |
| Digital competitors | -0,00000050 | 0,00000013 | -3,68 | 0,00 |
| Multiple R ² | 0,94 | | Adjusted R ² | 0,92 |
| F-statistics | 44,8 | | p-value | 0,00 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

Результати ММК. Дослідження було проведено для харчового бренду одного з головних FMCG підприємств в Україні. Цей бренд має слабкі позиції через високий рівень конкуренції та нещодавню появу на ринку. Він поступово втрачає частку ринку

по продажах під натиском тих брендів, які мають активну рекламну та торговельну підтримку.

Зміни органічного рівня та дистрибуції для основних SKUs мають найбільший внесок у продажі та генерують близько 44% продажів. Рекламна діяльність забезпечує значну частку продажів – близько 16%. Внесок змін в індексі цін становить близько - 21%. Діяльність конкурентів (як медійна, так і торговельна) має сильний негативний вплив, що в середньому призводить до втрати 19% продажів протягом 2018-2021 рр.

Еластичність продажів по основних факторах (дистрибуції, ціні та рекламній активності) створює можливість визначити рекламний бюджет, необхідний для збільшення продажів, наприклад, на 10%, якщо дистрибуція зросте на 10%. З урахуванням еластичності, підвищення дистрибуції на 10% призведе до приросту продажів на 8,5% ($0,85 \cdot 10$), а для отримання ще +1,5% продажів за рахунок медіа-активності необхідно збільшити рекламу на 14% ($0,11 \cdot 14\%$).

Цінова політика. Зміни в індексі цін (реалізація цінової акції) дають значний короткостроковий приріст продажів. Протягом 2018-2021 рр. бренд підвищував ціни повільніше, ніж конкуренти, що призвело до падіння індексу цін. Середня ціна бренду вища за ціну конкурентів на ~40%, що негативно впливає на динаміку обсягу частки ринку (індекс цін є негативним фактором впливу). Бренд представляє преміальний сегмент ринку, проте підвищення цін повільніше, ніж у конкурентів, призводить до переходу від інших брендів до даного та збільшення частки ринку в цей період.

Однак, в процесі аналізу цін важливо враховувати, що певний рівень зростання ціни може призвести до падіння обсягу продажів в натуральному вираженні, але генерувати додатковий рівень виручки. Така ситуація спостерігається, коли зростання ціни компенсує падіння продажів, але можливий і протилежний випадок, коли значне зростання ціни може призвести до вагомого падіння обсягів продажів, а виручка підприємства помітно знизиться. Таким чином, існує потенціал для оптимізації залежно від цінової еластичності продажів і часток ринку у грошах та натуральних обсягах.

На основі побудованої регресійної моделі та підходу до оптимізації цінової політики, описаному в параграфі 2.3 (в межах агента підтримки цінової політики), було визначено, що на прикладі цього бренду оптимальне значення індексу цін для

максимізації обсягів продажів і вартісної частки ринку становило 1,0–1,2, що означає, що бренд повинен мати рівні ціни з ринком або бути дорожчим до +20% до середньоринкових цін для отримання максимального рівня виручки та прибутку. На поточний момент ціновий індекс складає 1,4, що говорить про те, що бренду доцільно знизити ціну для максимізації залучення споживачів і відповідно збільшення продажів як у натуральному обсязі, так і у вартісному вираженні.

Дистрибуція є основним драйвером продажів бренду. Цей бренд входить до групи з дистрибуцією менше 30%, що відповідає низькому рівню доступності бренду для споживачів. Звичайно, достатній рівень дистрибуції є важливою частиною ефективного зростання бренду, оскільки присутність на полиці є основним фактором продажів для всіх сегментів ринку. Існує сильна позитивна кореляція між рівнем дистрибуції бренду та його часткою на ринку: більший рівень дистрибуції призводить до більшої частки ринку та рівня продажів. Бренди, які збільшують дистрибуцію та асортимент продукції, покращують свої позиції на ринку, тому працювати над розширенням дистрибуції є вкрай актуальним.

Зміни дистрибуції протягом аналізованого періоду спричинили значні коливання позицій бренду на ринку. Дистрибуція впала вдвічі в 2021 р., і, як наслідок, обсяг частки ринку також значно зменшився. У таких умовах зростає вплив конкурентів, що займаються промо-активністю, а вплив медіа-активності обмежується через неможливість зацікавленої ЦА знайти товар на полиці магазину.

Медіа-активність бренду та його конкурентів. Українська індустрія FMCG продовжує агресивно розвиватися. Водночас вона є надзвичайно конкурентною, і в боротьбі за споживача підприємства змушені активно просувати свою продукцію через рекламну діяльність, яка є одним із факторів зростання продажів та ключовим способом комунікації між виробниками та кінцевими споживачами. Основними каналами рекламної діяльності ринку FMCG вже давно і стабільно залишаються TV і digital. Рекламні інвестиції FMCG підприємств постійно зростають, але обсяги активності скорочуються через значний рівень інфляції та зростання вартості рекламних інструментів останніми роками [275]. Отже, у підприємств є необхідність і всі передумови для пошуку та формування шляхів і рішень, обґрунтованих на даних, для

вдосконалення медіа-стратегії, а також покращення загальної ефективності бізнесу.

Внесок медіа-активності змінився протягом 2018-2021 рр. з 13% до 17% через зміни в медіа-міксі (лише digital підтримка або ширший медіа-мікс з TV і ООН, різний розподіл відео та банерної реклами в Інтернеті). Медіа-активність справляє сильний позитивний вплив на продажі, а digital є основним драйвером серед каналів комунікації (до 15% продажів згенеровано digital-активністю в попередні роки). Серед digital-інструментів найбільший вплив чинить OLV – 9% у 2018-2021 рр., а банерна реклама акумулює до 4% у внеску факторів.

Крім того, медіа-активність конкурентів призводить до падіння продажів від 4% до 11%, але внесок медіа-підтримки конкурентів є досить низьким, і, як наслідок, відбулося значне інкрементальне зростання продажів за рахунок рекламної підтримки, оскільки власна медіа-активність компенсує негативний вплив рекламної діяльності конкурентів (від 4% до 13% продажів у 2018-2021 рр. – чистий ефект від рекламної активності). Незважаючи на це, досить важливо контролювати SOV у каналах комунікації та підтримувати паритетну позицію серед гравців, адже чим вища медіа-підтримка бренду протягом року, тим вищі продажі він отримує.

Телевізійна та digital підтримка забезпечують покращення позицій бренду на ринку, але запам'ятовуваність рекламних повідомлень у кожного медіа-каналу різна. TV-активність має найбільший довгостроковий вплив на бізнес-результати, оскільки медіа-віддача розподіляється протягом кількох місяців після рекламної кампанії (рис. 3.11), розпад пам'яті для digital є значно вищим. Отже, TV доцільно використовувати для загальних іміджевих кампаній, а активність в Інтернет – для постійної підтримки.

Порівняння ефективності різних типів кампаній: промо, продуктових новинок та іміджу, реалізоване за допомогою регресійного аналізу, дозволило виявити, що промо-кампанії та комунікація про новинки в 3-4 рази ефективніші за іміджеві кампанії в короткостроковій перспективі, а ефект іміджевих кампаній тримається в 1,5 рази довше і формує базу постійних покупців [64].

Було оцінено поточну ефективність від медіа на основі економетричного моделювання та розрахунку ROMI за формулами (2.2)-(2.4), у чисельниках яких містяться рівні продажів, згенеровані медіа-активністю (загалом та окремо для TV та

digital). Вони оцінюються безпосередньо за допомогою моделі.

В результаті digital-активність є основним драйвером зростання продажів серед каналів комунікації, а банерна реклама демонструє найвищий ROMI (рис. 3.12). Беручи до уваги медіа-віддачу за кожним каналом комунікації та їхню граничну ефективність, здатність до охоплення, є можливості щомісячно розробляти орієнтири для ефективного інвестування у кожен медіа-канал.

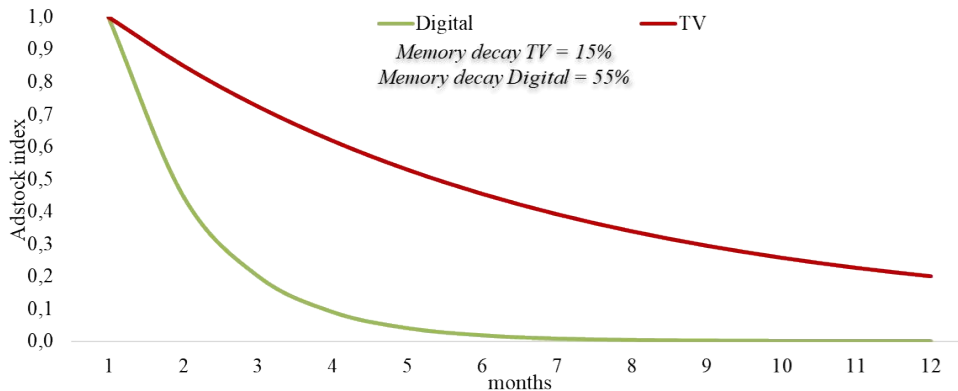


Рис. 3.11. Розподіл TV та Digital Adstock, враховуючи різне забування реклами в них.

Джерело: авторські розрахунки на основі даних [273, 275, 277].

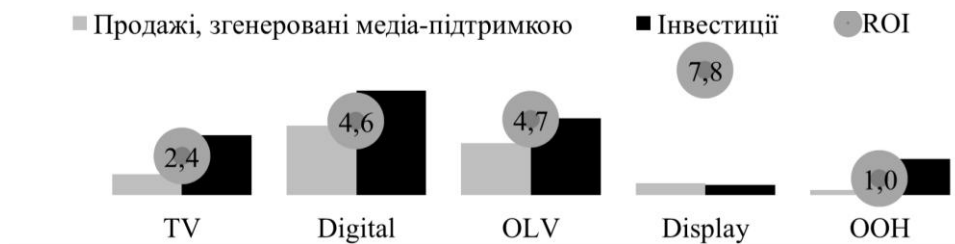


Рис. 3.12. ROMI за каналами комунікації у 2018-2021 рр.

Джерело: авторські розрахунки на основі даних [273, 275, 277].

Проте важливо зазначити, що реакція на медіа-активність та її ефективність залежать від великої кількості факторів, як медійних, так і не медійних (наприклад, від дистрибуції) [64]. Для перевірки цієї гіпотези були побудовані подібні економетричні моделі для інших брендів на цьому ринку, і було доведено, що існує сильний вплив дистрибуції на ефективність рекламної діяльності: чим нижчий рівень дистрибуції торгових мереж, тим нижча ефективність медіа-підтримки, оскільки зацікавлена ЦА, яка приходить до магазину, не може здійснити покупку товарів через їх відсутність (рис. 3.13). Проаналізований бренд має низький рівень дистрибуції, що негативно позначається на медіа-ефективності. Отже, низька дистрибуція є бар'єром для споживача знайти і купити продукт, і, як наслідок, медіа-віддача може бути

значно вищою у разі зростання дистрибуції (рис. 3.13).

Згідно з рис. 3.13 найкращим рішенням є покращення дистрибуції в національному масштабі або зосередження медіа-підтримки в регіонах з найбільшим покриттям торгової мережі. У цих умовах на першому етапі актуально зосередити рекламну діяльність у digital на 10 провідних містах України, оскільки вони допоможуть досягти найвищої медіа-ефективності та більш ефективного зростання бізнесу, але, крім того, в перспективі необхідно зосередити роботу на дистрибуції у загальнонаціональному масштабі для забезпечення довгострокового зростання бізнес-показників. Це допоможе збільшити ROMI більш ніж на 70%.

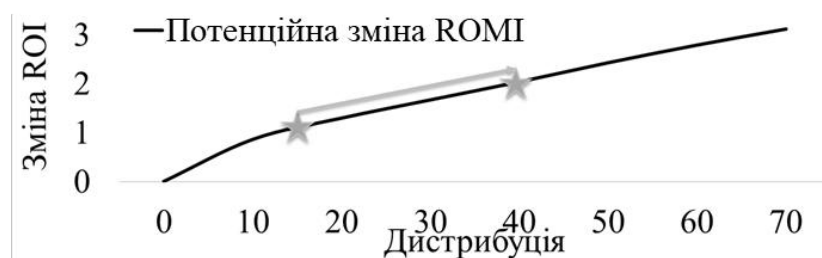


Рис. 3.13. Вплив дистрибуції на медіа-віддачу.

Джерело: авторські розрахунки на основі даних [273, 275, 277].

Моделювання ефективної регіональної маркетингової стратегії. Розглянемо детальніше підходи до визначення ефективної регіональної стратегії підприємства.

Освоєння ринку підприємствами пов'язане з необхідністю прогнозування очікуваного рівня продажів і виявленням регіонів, які мають цінність для підприємства з точки зору перспектив розвитку та нарощування збуту. Ті підприємства, які глибоко аналізують доступні на ринку дані, застосовуючи інтелектуальний аналіз даних та технології машинного навчання для пошуку ефективних маркетингових рішень та посилення своїх позицій на ринку, мають значний потенціал для зростання з вищою ефективністю. Data Science технології відкривають безмежні можливості в цьому напрямку та забезпечують підвищення ефективності маркетингової діяльності, її вдосконалення та більшу обґрунтованість.

Оцінка та аналіз потенціалу ринку за допомогою індексів BDI, CDI, GPI. Дані індекси широко застосовуються спеціалістами зі стратегічного маркетингу для дослідження можливостей цільових бізнес-сегментів, пріоритезації роботи з ними та підвищення ефективності від розподілу маркетингових інвестицій [33]. Це зручний і

ефективний інструмент стратегічного планування, який створює можливість аналізу регіональної специфіки ведення бізнесу [179].

Індекс BDI (Brand Development Index) дозволяє оцінити потенціал зростання бренду в категорії чи галузі, а індекс CDI (Category Development Index) дає інформацію про потенціал зростання обсягу продажів усієї товарної категорії.

BDI або індекс розвитку бренду - показник, що дає змогу оцінити поточний рівень розвитку та силу бренду в конкретному регіоні продажів та свідчить про наявність або відсутність переваги бренду в певному регіоні з боку споживачів.

$$BDI = \frac{\% \text{ продажів бренду в регіоні від загальних продажів бренду в країні}}{\% \text{ населення регіону від загальної чисельності населення країни}} * 100\% \quad (3.4)$$

CDI або індекс розвитку категорії показує рівень потенційного розвитку бренду в регіоні. Він оцінює споживання та потенціал категорії, визначає наскільки вона розвинена в регіоні порівняно з ринком в цілому. Індекс враховує продажі всіх брендів на ринку:

$$CDI = \frac{\% \text{ продажів категорії в регіоні від загальних продажів категорії в країні}}{\% \text{ населення регіону від загальної чисельності населення країни}} * 100\% \quad (3.5)$$

Якщо BDI або $CDI \geq 100\%$, то показник вважається високим для регіону, а бренд чи категорія, відповідно, розвинені в ньому. В такому регіоні бренд має сильні позиції і чим показник вище за 100%, тим кращий рівень розвитку бренду чи категорії в регіоні, тим сильніші вони. Якщо BDI або $CDI < 100\%$, то показник вважається низьким для регіону, а бренд чи категорія, відповідно, не розвинені в ньому. В такому регіоні бренд має слабкі позиції і чим показник нижче за 100%, тим менший рівень розвитку бренду чи категорії в регіоні, тим слабші вони.

GPI (Growth Potential Index) або індекс потенціалу зростання - показник, що дозволяє оцінити можливість зростання бренду (іншими словами, потенціал бренду) на окремих ринках. Визначається як співвідношення CDI та BDI:

$$GPI = CDI / BDI * 100\% \quad (3.6)$$

Визначення зазначених вище індексів уможливорює: прогнозування обсягів збуту продукції в конкретному регіоні; формування рекомендацій для підвищення ефективності маркетингової діяльності на ринку; залучення інвестицій та обґрунтоване планування необхідних маркетингових зусиль [18].

На основі проведеного аналізу та розрахунку відповідних індексів проводиться дослідження, оцінка та аналіз потенціалу ринку та визначається маркетингова стратегія бренду щодо розвитку продукту на ринку в кожному регіоні залежно від того, які значення мають індекси BDI і CDI (рис. 3.14) [63]. Ринки, що потрапляють у верхній правий квадрант, є найбільш ефективними [179].

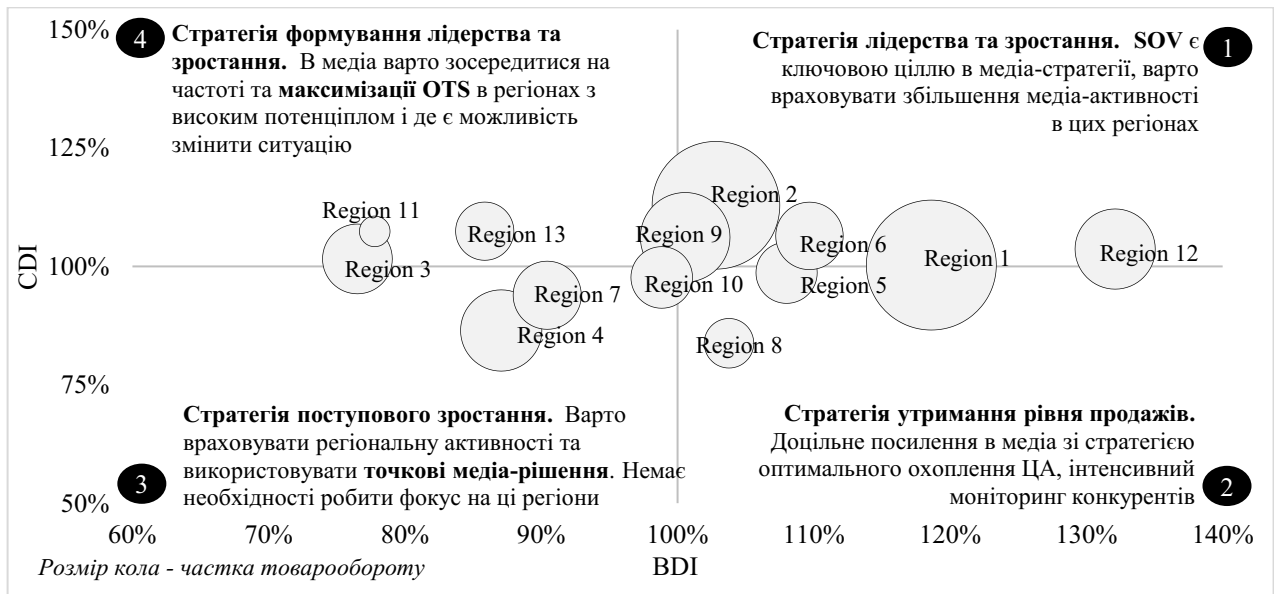


Рис. 3.14. Маркетингова стратегія бренду залежно від рівня BDI та CDI.

Джерело: складено автором на основі інформації з [33].

Існує 4 можливі комбінації взаємозв'язку індексів BDI і CDI.

Якщо регіон має високі показники BDI і CDI, то бренд має високу частку ринку в регіоні, який має високий потенціал продажів (тобто є ключовим в продажах всієї категорії). Цей регіон має завжди бути під максимальним контролем і увагою, адже він може забезпечити лідерство бренду на ринку. В таких регіонах при просуванні бренду доцільно робити фокус на зміцнення лідерства бренду в регіоні та посилення медіа-тиску для підвищення конкурентоспроможності.

Якщо регіон має високий потенціал (високий CDI), а бренд слабо представлений в регіоні (низький BDI), рекомендовано зосередити зусилля бренду на максимальному прирості продажів і формуванні лідерства в регіоні. У просуванні бренду доцільно суттєво підвищити медіа-тиск в регіоні, розширити комунікацію для формування серед ЦА наміру придбати бренд, а також проводити додаткову промо-активність в торгових точках для стимулювання продажів.

Якщо регіон має низький потенціал (низький CDI), а бренд навпаки дуже добре

представлений в регіоні (високий BDI), рекомендовано стратегію оптимального охоплення ЦА для підтримки існуючого рівня продажів [179]. Якщо регіон має низький CDI і низький BDI, то це свідчить, що ці регіони є найслабшими, тому рекомендовано застосовувати точкові рішення та низьковартісні способи підвищення рівня продажів бренду в регіоні. Релевантне довгострокове зростання [33].

Таким чином на підставі індексів BDI та CDI визначається базова маркетингова стратегія та встановлюються значущі пріоритети, які враховуються при розподілі ресурсів і плануванні маркетингових заходів, спрямованих на збільшення продажів [18]. Проте такий підхід не дає відповіді на запитання щодо елементів маркетингового комплексу (зокрема, цінової політики, медіа-стратегії та стратегії збуту) в даних регіонах. Для вирішення зазначеної проблеми доцільне проведення економіко-математичного моделювання на основі Data Science технологій, адже бізнесу зараз як ніколи потрібні обґрунтовані на даних рішення.

Моделювання регіонального маркетингового комплексу. Досвід FMCG підприємств доводить, що національна рекламна кампанія має різну віддачу в різних регіонах, і виникає гостра потреба у формуванні регіональної медійної стратегії. Поглиблений аналіз даних дає змогу визначити, чи існують регіональні відмінності в роботі медіа-каналів, тобто довести, що існують регіони, жителі яких гірше реагують на телевізійну, діджитальну або кампанію в ООН, і регіони, в яких реклама приносить більше продажів, ніж в середньому по країні. В майбутньому це створить передумови для перерозподілу регіональної активності в залежності від відгуку споживачів на медіа-підтримку, пріоритетності міст та таким чином сприятиме більш ефективному здійсненню маркетингових інвестицій та підвищенню ROMI.

На прикладі одного з найбільших FMCG підприємств України було проведено економіко-математичне моделювання впливу елементів маркетингового комплексу на продажі бренду в регіональному розрізі (додаток Е). Модель для кожного міста враховує вплив дистрибуції, цінових акцій, цінового індексу у порівнянні з конкурентами, а також медіа-активності бренду та його конкурентів на частку ринку:

$$SOM_t = Constant + a_1 * Distribution_t + a_2 * Price_{sale_t} + a_3 * Price_{index_t} + a_i * Adstock(media_i)_t + b_i * Adstock(media_{competitors_i})_t + \varepsilon_t \quad (3.7)$$

Технічні характеристики однієї з побудованих регресійних моделей представлено в таблиці 3.8. Модель адекватна, всі фактори значущі, скоригований R^2 становить 89%, що свідчить про її якість. В моделі відсутня мультиколінеарність (її міра за показником VIF коливається від 1,05 для *TV* до 2,41 для *Distribution₂*, що менше граничного значення 5), гетероскедастичність (за критерієм Вайта F -statistic = 2,02, p -value = 0,07, що більше граничного значення 0,05) та автокореляція першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 0,00; p -value = 0,9571, що більше граничного значення 0,05), що сприяє подальшому використанню побудованої моделі для підвищення ефективності регіональної маркетингової стратегії підприємства.

Таблиця 3.8

Технічні характеристики регіональної моделі для частки ринку по продажах в кг для FMCG підприємства (на прикладі одного з міст) на основі 47 спостережень

| Variable | Coefficient | St. error | t-statistics | P-value |
|--------------------|-------------|-----------|----------------|---------|
| Constant | 0,13021 | 0,04830 | 2,70 | 0,01 |
| Distribution SKU1 | 0,08577 | 0,01375 | 6,24 | 0,00 |
| Distribution SKU2 | 0,07955 | 0,01214 | 6,55 | 0,00 |
| Price index | -0,12338 | 0,04895 | -2,52 | 0,02 |
| Price promo (sale) | 0,04559 | 0,01191 | 3,83 | 0,00 |
| TV | 0,00004 | 0,00001 | 4,23 | 0,00 |
| Multiple R^2 | 0,90 | | Adjusted R^2 | 0,89 |
| F-statistics | 76,9 | | p-value | 0,00 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних підприємства з [274, 277].

В результаті було визначено, що є міста, де рекламна активність і цінові промо мають більш високу ефективність, ніж в середньому по країні та більшості міст (рис. 3.15). Так, наприклад, місто 3 характеризується значним вкладом медіа-активності та цінових промо в продажі бренду, в той час коли місто 2 має значно нижчу залежність від цих факторів. Такі відмінності пов'язані зі специфікою поведінки споживачів, різними рівнями розвитку ринку та доходів населення.

Окрім того, робота каналів комунікації теж відрізняється в розрізі міст, що пов'язано з різним медіа-споживанням. Так, наприклад, місто 4 характеризується більш вагомим впливом радіо-активності, ніж місто 5, що свідчить про більш високу

залученість потенційних споживачів у даний канал комунікації.

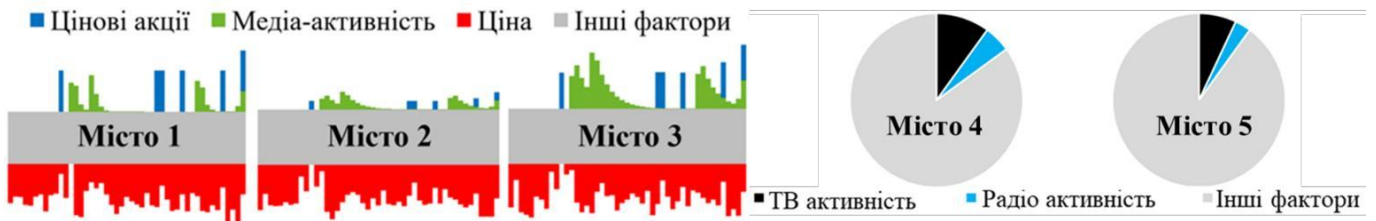


Рис. 3.15. Декомпозиція моделей в регіональному розрізі та вплив факторів.

Джерело: складено автором на основі даних з [273, 277].

Таким чином, враховуючи виявлені на основі математичного моделювання відмінності в роботі медіа-активності та ефективності цінових акцій, підходи та технології Data Science перетворюються на зручний інструмент для управління продажами, адже створюється можливість кількісного вимірювання впливу кожного фактору на продажі, визначення ефективної комбінації параметрів для виконання бізнес-цілей, ефективного розподілу маркетингових бюджетів за пріоритетними регіонами та реалізації сценарного прогнозування. Завдяки цьому технології Data Science формують основу для пошуку дієвих маркетингових рішень та формування ефективної стратегії майбутнього розвитку бізнесу.

Висновки. Ефективна маркетингова діяльність веде до ефективного короткострокового та довгострокового зростання бізнесу, покращення позицій підприємства на ринку. Основними висновками та пропозиціями щодо маркетингової стратегії з урахуванням удосконалення кожного елемента маркетингового комплексу є:

1. Цінова промоція є одним із ключових драйверів продажів, але індекс цін доцільно підтримувати в оптимальному діапазоні, який для максимізації частки ринку в грошах складає 1,0-1,2.

2. Дистрибуція є основною причиною зниження продажів за останні роки, а низький рівень покриття торгових мереж негативно впливає на поточний ROI щодо медіа-інструментів. Рекомендованим рішенням є нарощення дистрибуції та концентрація медіа-підтримки в регіонах з найвищим рівнем покриття торгових мереж. Потенційний ROI буде вищим у разі майбутнього зростання дистрибуції.

3. Діяльність конкурентів (медійна та торговельна) справляє значний негативний вплив, тому найкраще підтримувати конкурентоспроможний SOV в медіа

та паритетну торговельну діяльність.

4. Розміщення відео на TV та в digital спричиняє найбільший вплив на продажі, але рентабельність інвестицій у форматі банерної реклами є досить високою, тому важливо максимізувати розміщення даним форматом (з урахуванням граничної ефективності) та як наступний крок для максимізації активності підключати відео в digital. Отже, необхідно домогтися розширення присутності в digital як каналу комунікації з найвищим ROMI для побудови широкого охоплення ЦА та реалізації безперервної медіа-активності з оптимізацією щотижневого охоплення з частотою 1+.

ММК є основою для оцінки внеску елементів комплексу маркетингу та їх удосконалення як окремо, так і з урахуванням синергетичних ефектів за рахунок визначення бізнес-результатів залежно від усіх факторів впливу, оскільки модель маркетингового комплексу дозволяє розробити рекомендації для кожного з факторів впливу. Математична модель в умовах регулярного супроводу та розробки системи підтримки оперативних і стратегічних маркетингових рішень стає зручним інструментом для управління результатами бізнесу. Запропоновані моделі дозволяють виявити дієве поєднання маркетингових елементів для досягнення найвищої ефективності бізнесу. Постійна підтримка моделі дає змогу максимізувати вплив факторів, що в результаті дозволяє досягти бажаних бізнес-результатів за мінімального бюджету або найвищих результатів за наявний бюджет.

Отже, моделі маркетингового комплексу дозволяють оцінити обсяг впливу усіх факторів, що визначають продажі окремого бренду (зв'язок між продажами, сезонністю, ціною, розподілом та рекламою); оцінити найбільш ефективні значення дистрибуції, ціни та інвестицій у ЗМІ; регулярно уточнювати оптимальний індекс цін з урахуванням динаміки ринкових цін та моніторингу їх впливу на продажі; вимірювати ефективність кожного медіа-каналу та кожної медіа-кампанії з точки зору впливу на обсяги продажів бренду та їх ROMI; генерувати рекомендації щодо найефективнішого медіа-міксу та медіа-тиску для усіх медіа, а також ефективного флайту тощо. ММК набуває найбільшого значення, коли воно еволюціонує в систему регулярного моделювання бізнесу та можливість прогнозування майбутньої динаміки ключових бізнес-індикаторів з урахуванням різних сценаріїв для елементів комплексу

маркетингу. Таким чином триває процес удосконалення маркетингової діяльності для зростання продажів за рахунок покращення ROMI, підвищення позицій підприємства на ринку завдяки формуванню ефективної маркетингової стратегії.

Результати дослідження свідчать про високу ефективність моделювання у вирішенні актуальних бізнес-задач і підтримці подолання щоденних маркетингових проблем. Запропоновані моделі маркетингового комплексу надають рекомендації для найбільш ефективного досягнення бізнес-цілей шляхом впровадження інтелектуальних технологій. Як доказ ефективності, реалізація математичного моделювання, поглибленого аналізу даних для підтримки прийняття рішень дозволили підвищити ROMI на 70% для цього бренду FMCG.

Запропонована концепція була розроблена і практично реалізована у вигляді набору моделей та МСППР для одного з українських підприємств FMCG [64], але ключові висновки дослідження можуть бути використані в стратегічному маркетингу та медіа-плануванні українських та міжнародних компаній різних ринкових категорій для вирішення актуальних завдань світового ринку FMCG та подальшого удосконалення методології маркетингового планування на основі даних.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

1. В межах апробації концептуального підходу продемонстровано дієвий механізм управління елементами маркетингового міксу через побудову низки регресійних моделей, які сприяють пошуку рішень, що базують на даних, для максимізації результатів діяльності підприємства у вигляді продажів та частки ринку. Запропоновані моделі маркетингового комплексу на прикладі фармацевтичних підприємств передбачають врахування таких факторів як пенетрація, ціновий індекс, рекомендації лікарів та фармацевтів, рекламна активність в розрізі медіа-каналів. На підставі одержаних моделей та аналізу значущості факторів доведено, що продажі залежать від елементів маркетингового комплексу (цінова політика, система збуту та рекламна активність), факторів зовнішнього маркетингового середовища та активності конкурентів. Впровадження результатів моделювання має значний економічний ефект, оскільки допомагає підвищити ROMI більш ніж на 5%.

2. Основною перевагою запропонованих моделей є те, що вони враховують вплив рекламної активності через функцію *Adstock*, тобто передбачається врахування як миттєвих, так і відкладених ефектів від рекламної підтримки в різних каналах комунікації через нелінійну залежність із часткою ринку (передбачено накопичування ефекту в період активності і поступове його згасання після завершення рекламної кампанії), що сприяє більш повному та коректному оцінюванню внеску реклами в бізнес-результати. Вплив реклами запропоновано враховувати в максимальній деталізації, зокрема через канали комунікації, формати, періоди тощо, що підвищує точність та якість моделювання, а також рішень, розроблених на його основі.

3. На основі моделювання портфеля брендів фармацевтичного підприємства визначено, що кожен бренд має різну ефективність від рекламної активності та різний вплив факторів маркетингового комплексу, тому завдяки реалізації Data Science технологій існує потенціал до вдосконалення портфельної стратегії через перерозподіл інвестицій між продуктами підприємства. Апробовано запропонований підхід до підвищення ефективності портфельної стратегії через ММК кожного із брендів у портфелі, визначення Media Boost та ROMI по кожному з них, що дало змогу пріоритезувати продукти підприємства за віддачою від інвестиції та досягнути ефективного розподілу маркетингових бюджетів. Таким чином моделювання забезпечило максимізацію загальних бізнес-результатів підприємства та посилення його позицій на ринку.

4. Сформовано підхід щодо визначення ефективного медіа-тиску в тиждень та за весь період рекламної кампанії на основі побудови моделей маркетингового міксу для брендів підприємства та його конкурентів. Окрім того, доведено наявність впливу факторів маркетингового комплексу, зокрема ціни (обернена залежність) та дистрибуції (пряма залежність) на медіа-ефективність. Показано як врахування забування реклами, яке відрізняється для кожного медіа-каналу, та показнику AdStock при моделюванні дає змогу вдосконалити архітектуру рекламних кампаній.

5. Результати моделювання маркетингової діяльності переконують, що існує значна цінова еластичність більшості товарів та значний потенціал до оптимізації ціноутворення відносно конкурентів. Апробація запропонованого підходу на основі

Data Science щодо оптимізації індексу ціни у порівнянні з конкурентами з метою максимізації натуральної чи вартісної частки ринку показала, що він забезпечує підвищення ефективності цінової політики, оскільки дає змогу оцінити залежність між ціновим індексом, продажами у фізичному обсязі та у вартісному вираженні, де виникає нелінійна залежність як основа для покращення бізнес-результатів підприємства.

6. Запропоновано моделі маркетингової діяльності для формування ефективної стратегії в національному та регіональному масштабах, які передбачають врахування елементів маркетингового комплексу та активності конкурентів як на бренд в цілому, так і в розрізі окремих міст, оскільки виявлено суттєві відмінності у ефекті зазначених чинників у кожному окремому регіоні. Результати моделювання маркетингової діяльності дозволяють знайти рішення щодо національної та регіональної бізнес-стратегій, які сприятимуть підвищенню ефективності розподілу інвестицій між елементами маркетингового комплексу та регіонами присутності, оскільки кожен із них має різний потенціал для зростання бізнесу. Розроблений комплекс моделей має високу якість, ефективність та значну практичну цінність, оскільки на прикладі FMCG підприємства сприяв підвищенню ROMI на 70% завдяки прийняттю ефективних і дієвих стратегічних рішень.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [37, 38, 39, 63-64, 290, 292].

РОЗДІЛ 4

МОДЕЛЮВАННЯ ЗАЛУЧЕННЯ ТА УТРИМАННЯ КЛІЄНТІВ ДЛЯ ВДОСКОНАЛЕННЯ МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ

4.1. Моделювання ефективності рекламної кампанії на прикладі банку

Контекст. Сфера банківських послуг є однією з найбільш чутливих до економічних та політичних криз. Саме в такі періоди довіра українського населення до банків та індекс споживчих настроїв суттєво знижується [271], що призводить до падіння використання кредитних та депозитних продуктів, обсяги яких в національній валюті, наприклад, у 2014-2015 рр. зменшилися на 38% та 22%, відповідно [278]. В таких умовах рекламна активність банківської категорії знижується до мінімального рівня. В ефірі залишається лише декілька великих банків із іміджевими кампаніями, що намагаються підтримати довіру українців [277].

Проте ринок починає поступово відновлюватися, довіра до банків зростає, а ситуація в країні стабілізується. Як результат, все більше представників фінансового сектору починають бути активними в ЗМІ: ринок кредитних організацій зріс на 88%, а банки збільшили інвестиції на 6%. При цьому TV-реклама використовується як основний носій інформації, а зовнішня реклама та Інтернет - як додаткові канали комунікації для підвищення частоти контакту з населенням.

Один з великих і стабільних українських банків, який входить до ТОП-10 банків та функціонує на ринку більше 26 років, протягом останніх років був практично відсутній у ЗМІ та не використовував медіа-підтримку для комунікації зі споживачем. У 2018 р. підприємство прийняло рішення про відновлення рекламної діяльності, і постало завдання розробки медіа-стратегії для рекламної кампанії. Банк зіткнувся з новим викликом – яким чином більш впевнено та ефективно інвестувати в медіа, враховуючи поточний стан ринкового середовища.

Задача та проблематика. Банк має низку шляхів залучення клієнтів у сегменті продуктів для фізичних осіб, а саме дзвінки в Call Center, онлайн заявки на сайті, звернення до відділень. Основною метою будь-якої рекламної кампанії є саме залучення уваги до пропозиції банку і збільшення кількості таких звернень. Надалі такі звернення конвертуються в заявки і вже потім у продаж продуктів.

В даному випадку було здійснено моделювання лише для однієї ключової метрики - дзвінки в Call Center, який є одним з основних каналів продажу кредитних і депозитних продуктів банку, що в кінцевому підсумку забезпечує прибутки підприємства. Основною задачею рекламної кампанії, яка стояла перед бізнесом, була максимізація вхідного потоку дзвінків в Call Center. Виникла потреба проаналізувати та виокремити фактори впливу на дзвінки і, як наслідок, визначити, які канали комунікації використовувати для досягнення бізнес-цілей та як максимізувати віддачу від рекламної кампанії у вигляді звернень потенційних клієнтів, як збільшити ефективність від кожної гривні інвестицій в рекламу.

Рішення, які необхідно було отримати: які канали комунікації слід використовувати, коли, в якому обсязі, коли варто зупинитися, щоб на доступний бюджет забезпечити максимальний рівень дзвінків у Call Center. При розробці медіа-стратегії варто запропонувати найкращу комбінацію каналів комунікації (включаючи TV як основний медіа канал), а також ефективний розподіл бюджету на рекламні інструменти. При цьому необхідно досягти позитивного значення рентабельності інвестицій (ROI), інакше поточні інвестиції можуть бути визнані неефективними.

Серед основних викликів була обмеженість інформації про потенційну ефективність рекламного розміщення та реакцію споживачів на рекламну кампанію в умовах змін економічної ситуації в країні. В даному випадку, працюючи в умовах невизначеності, для досягнення найвищих результатів важливо рухатись крок за кроком, спираючись на збір даних та на їх обробку з використанням методології машинного навчання та підходу, описаному у параграфі 2.2.

На прикладі даного банку далі буде показано, як за допомогою використання інструментів Data Science можна розподілити рекламний бюджет для максимізації ефективності і відповідно збільшення ROI рекламної кампанії. Результати роботи були досить значними: зростання ефективності медіа-кампанії на 8% за перші 2 місяці реалізації та 58% - загальний потенціал зростання ефективності TV-кампанії.

Процес дослідження складався з 3 етапів: аналіз проблеми, моделювання та аналіз даних, формування рекомендацій та їх реалізація, на кожному із яких виникали певні виклики.

Перший етап - збір даних та інформації. На початку роботи не було достатньої кількості даних та інформації, щоб прийняти найкраще рішення, проте ця проблема є класичною для українського ринку. Щоб вирішити цю проблему, було зібрано, агреговано та систематизовано всі доступні дані в трьох блоках.

Блок 1: детальні історичні дані банку з бізнес-показниками попередніх рекламних кампаній за період протягом 2013-2016 рр.: дзвінки в Call Center, заявки і продажі з них, а також внутрішні чинники роботи Call Center (режим роботи, процес обробки заявки та вимоги до споживача, портрет ЦА банку). Це дозволило нам побудувати первинні моделі високої якості (коефіцієнти детермінації R^2 були більше 90%), визначити вплив факторів і сформувані перші гіпотези, серед яких:

- TV-активність - це основний канал, який забезпечує збільшення дзвінків у Call Center, і в період паузи рівень дзвінків істотно знижується;
- рекламне повідомлення має схильність до зносу - після певної тривалості рекламної кампанії люди перестають реагувати на рекламу;
- є граничний період ефективності кампанії в ефірі, що залежить від креативу та від продукту, який пропонується для споживачів.

Після цього виник новий виклик, так як усі дані були до 2016 р. включно, а дослідження запуснено на початку 2018 р., тому було зібрано наступний блок даних - соціально-економічні показники розвитку країни і конкурентного середовища.

Проаналізувавши динаміку відгуку дзвінків на TV-активність (тобто конверсію кожного TRPs) до 2016 р. включно, ми зробили висновок про те, що значний вплив на ефективність медіа-підтримки має загальна соціально-економічна ситуація в країні. Було необхідно врахувати такі зміни в моделі, тому, як наслідок, було зібрано всю відкриту статистичну інформацію щодо зміни споживчих настроїв українців, статистику по користуванню банківськими продуктами, тенденції розвитку банківського сектору в Україні, детально вивчено пропозиції конкурентів, а також показники, що описують загальну макроекономічну ситуацію в країні. Це було необхідно для того, аби отримати більш точні оцінки контексту ринку та врахувати при плануванні. Аналіз даних дозволив скоригувати гіпотези та прогноз потенційно досяжного рівня цільової метрики.

Блок 3: інформація про медіа-ринок та активність конкурентів, адже важливо не тільки все те, що відбувається в минулому, але і поточна активність конкурентів, оскільки бренди часто змагаються за одного споживача. Завдяки дослідженням ринку є можливість бачити і регулярно відстежувати, які кампанії, з якими продуктами присутні у всіх медіа і в якому обсязі. Це дозволяє оперативно реагувати на зміни конкурентного оточення та вносити коригування в медіа-стратегію.

Основна ідея полягала в тому, що потрібно враховувати класичну практику медіа-планування, але зосереджуватися на показниках бізнесу. Таким чином був розроблений абсолютно новий підхід, заснований на машинному навчанні та максимальному використанні даних, так як з урахуванням сучасних можливостей та викликів для бізнесу як ніколи потрібні ефективні рішення, обґрунтовані на даних.

Другий етап – застосування технологій машинного навчання. Переслідуючи мету ефективного контролю бізнес-показників на щоденній і щотижневій основі, ми здійснили пошук нетрадиційного підходу до методів прогнозування не тільки для медіа-активності, а й для конкретних ключових показників, які могли б відображати бізнес-результат. Було побудовано багатофакторну економетричну модель з ключовою метрикою «Вхідні дзвінки в Call Center». Для реалізації підходу були використані математичні методи аналізу та прогнозування (регресійний аналіз) на основі бази з історичними даними банку, даними медіа-агенції та зовнішніми факторами (соціальними, макроекономічними) (додаток Є). Потім були додані параметри, які вплинули на конверсію з медіа-активності в дзвінки, а також із дзвінків у заявки та продажі. В кінцевому підсумку покращення цих параметрів дало змогу отримати вищий рівень конверсії.

На початковому етапі для оцінки ефективності рекламної кампанії було враховано такі чинники: TV-активність у розрізі по різних креативам, довжинам роликів, продуктам банку, ефективність реклами в певний день тижня, *AdStock* від рекламної активності (тобто як ефект рекламної кампанії розподіляється у часі), а також *wear-out* (знос) рекламного повідомлення, однак в процесі роботи та вдосконалення моделі список факторів постійно розширювався.

Після створення основної економетричної моделі була сформована також

підмодель для контролю бізнес-задач на кожному конкретному етапі на щотижневій та щоденній основі:

1) Модель короткострокового щотижневого планування. Щотижневий контроль виконання бізнес-завдань і прогнозування бізнес-показників дозволяє якомога оперативніше реагувати на кожну зміну плану та приймати тактичні дії на наступний тиждень. Ця модель також дозволяє зрозуміти ефекти рекламної активності в кожен момент часу та оцінити фактори, що впливають на досягнення результатів бізнесу (як позитивні, так і негативні). Це була ключова модель, яка лягла в основу бізнес-планування на весь рік.

2) Модель тактичного планування на поденній та погодинній основі. Щоденно оновлювана модель дозволяє планувати погодинну інтенсивність трафіку в Call Center банку відповідно до обсягу розміщення активності в медіа-каналі.

У процесі роботи були виявлені залежності між вхідними дзвінками в Call Center і обсягом розміщених TV-рейтингів протягом дня. Модель дає змогу оцінити ефективність TV-активності в кожну годину, а також для кожного дня тижня.

Прогноз вхідних дзвінків в Call Center оновлювався щотижня, щоб прораховувати прогноз на наступний тиждень з урахуванням даних фактичного TV-розміщення і фактичних даних по вхідних дзвінках на попередньому тижні. Модель тактичного планування стала рішенням для підвищення ефективності роботи Call Center, адже, маючи погодинний прогноз дзвінків, можна раціонально розподілити завантаження операторів і зменшити частку людей, що не змогли додзвонитися через високе завантаження, або незадіяний ресурс операторів у випадку низького рівня дзвінків.

Розроблена модель – це багатофакторна регресія, яка враховує більше 30 факторів через поденну та погодинну специфікацію, та має вигляд, як показано у рівнянні (4.1):

$$Calls_by_hours_t = hours_coefficient * day_coefficient * (Constant + a_1 * Adstock(TV_1)_t + a_2 * Adstock(TV_2)_t + \dots + a_n * Adstock(TV_n)_t + b * Radio_t + c * billboards_t + d * Integrated_economic_indicator_t) + \varepsilon_t, \quad (4.1)$$

де *hours_coefficient* та *day_coefficient* відповідно мультиплікативні фіктивні змінні для кожного часового інтервалу та кожного дня тижня, які є мірою зростання дзвінків у відповідний період (визначаються при побудові моделі за допомогою МНК), а

Integrated_economic_indicator включає динаміку ВВП, рівень доходу та динаміку використання банківських продуктів.

Модель досить складна з технічної точки зору, оскільки являє собою поєднання підмоделей на кожен день і кожну годину. Продемонструємо значення технічних характеристик моделей на прикладі однієї з них (табл. 4.1).

Таблиця 4.1

Технічні характеристики однієї з моделей на основі 347 спостережень (поденно)

| Indicator | Coefficient | Stand. Error | t-statistics | P-value |
|--------------------|-------------|--------------------|--------------|---------|
| Constant | 19,78 | 5,97 | 3,31 | 0,0017 |
| Economic indicator | -3,82 | 0,08 | -50,44 | 0,0000 |
| Billboards | 32,98 | 0,42 | 77,77 | 0,0000 |
| Radio | 65,24 | 4,45 | 14,67 | 0,0000 |
| TV1 | 158,53 | 0,75 | 211,77 | 0,0000 |
| TV2 | 140,34 | 1,08 | 130,09 | 0,0000 |
| TV3 | 178,96 | 1,45 | 123,61 | 0,0000 |
| TV4 (wear-out) | 110,27 | 7,70 | 14,32 | 0,0000 |
| Multiple R-squared | 0,97 | Adjusted R-squared | 0,97 | |
| F-statistics | 11894,423 | p-value | 0,0000 | |

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Основним критерієм технічного вдосконалення моделі було підвищення R^2 , відсутність проблем з мультиколінеарністю, автокореляцією, гетероскедастичністю. Результат: модель оцінює вплив факторів з R^2 на рівні 95-97%, для моделі характерна гомоскедастичність (за критерієм Вайта F-statistic = 1,587, p-value = 0,1175, що більше граничного значення 0,05), відсутність автокореляції першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 190,08; p-value = 0,052, що більше граничного значення 0,05) та мультиколінеарності факторів (її міра за показником VIF коливається від 1,17 для $AdStock(Radio)$ до 1,58 для $AdStock(TV_1)$, що менше граничного значення 5). Коефіцієнти моделі були пропорційно змінені через конфіденційність. Основним критерієм підвищення ефективності бізнесу було зростання продажів.

Для отримання максимального ефекту від впровадження моделей необхідно створити систему оперативного обміну й аналізу даних з внутрішніми відділами аналітики [36]. В результаті через процес тісного контакту «Клієнт-агентство» (рис. 4.1) було отримано загальну модель, яка містить інформацію щодо впливу кожного з

факторів і визначає ефективність кожної вкладеної гривні.



Рис. 4.1. Процес контакту «Клієнт-агентство».

Джерело: складено автором.

Третій етап – постійне покращення для максимізації ефективності. Завдяки постійній систематичній роботі з даними вдалося досягнути високих результатів. Побудова економетричної моделі дозволила визначити вплив кожного з факторів і розробити рекомендації для максимально ефективного використання медіа-активності, які, однак, не варто приймати за правила в категорії, оскільки вони є результатом багатьох факторів і конкретного моменту часу [291]:

1) Рекомендована тривалість кампанії - 4 тижні з обсягом присутності в ефірі на рівні $\sim 1\,000$ TRPs для мінімізації зносу рекламного повідомлення (wear-out ефекту) та максимізації ефективності.

Wear-out – момент падіння ефективності рекламної кампанії, тобто коефіцієнт в моделі після досягнення певного рівня TRPs став меншим на 30% для даного підприємства (співвідношення коефіцієнтів між TV_4 та TV_1 в табл. 4.1). У даному випадку після реалізації активності за флайт на рівні 1 000 TRPs спостерігається зниження ефективності TV-активності через wear-out ефект і, як наслідок, ефективність кожної вкладеної гривні (ROI) знижується (рис. 4.2). Відповідно для отримання максимального ефекту в майбутньому була рекомендована тривалість флайту на рівні $\sim 1\,000 \pm 200$ TRPs.

2) Рекомендовано робити ротацію роликів протягом флайту для додаткового зростання дзвінків і часткового нівелювання wear-out ефекту. Заміна креативу дає можливість збільшити дзвінки на 19% (співвідношення коефіцієнту між TV_3 та середнім значенням між TV_1 та TV_2 в табл. 4.1), але вона не компенсує ефект wear-out (рис. 4.3). За умови виходу короткими флайтами рекомендовано використовувати різні креативи

для різних флайтів, що дасть змогу зменшити ефект зносу рекламного повідомлення.

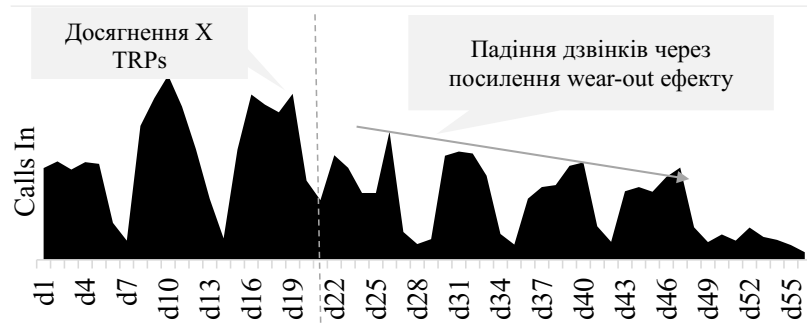


Рис. 4.2. Вплив зносу рекламного повідомлення на рівень дзвінків.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

3) Рекомендуємо розміщення лише 25-30-секундним роликом. З урахуванням ціни розміщення таким роликом ефективніше на 5%: для виконання бізнес-KPIs рекомендуємо 100% використання довгої версії ролика (рис. 4.3, рис. 4.4).

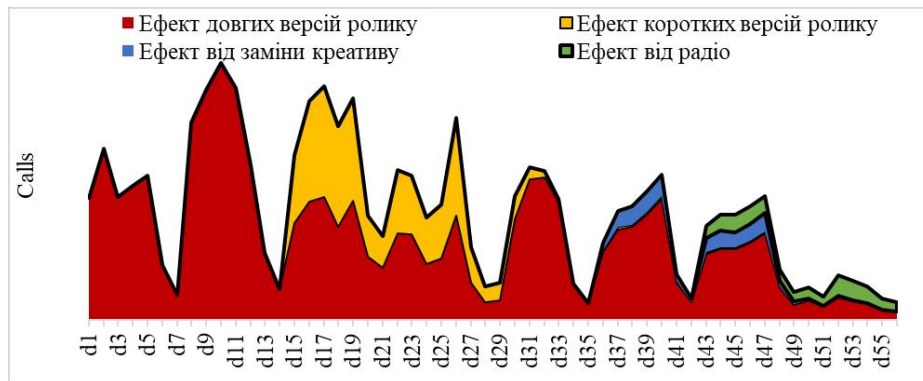


Рис. 4.3. Вплив факторів на дзвінки до Call Center (декомпозиція моделі).

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

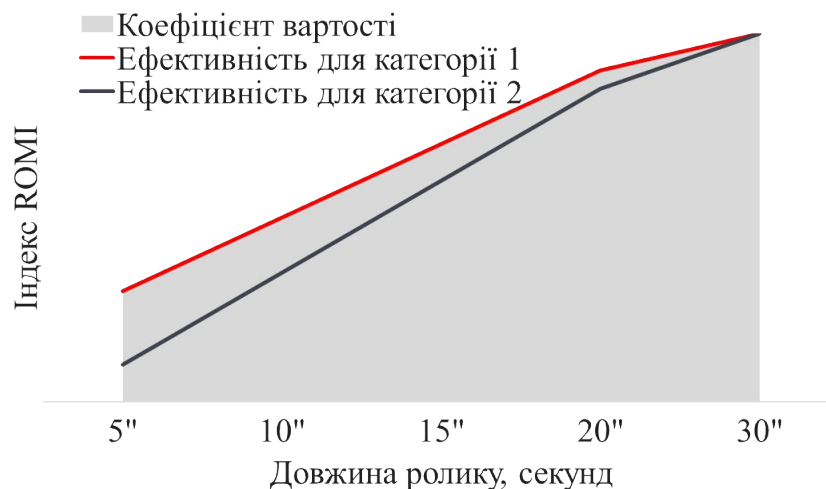


Рис. 4.4. Ефективність різних довжин креативних матеріалів та їх вартість.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

4) Рекомендовано активність на радіо на останніх тижнях TV-кампанії для

набору додаткового охоплення та приросту дзвінків (рис. 4.3). Радіо допомагає згенерувати додаткові дзвінки до TV-активності: запуск радіо-кампанії дає додатково ~65 вхідних дзвінків в день (+20% додатково до дзвінків з TV).

Крім цього на базі економетричної моделі та щоденного відстеження всіх показників було виведено тактичні рекомендації для TV-розміщення:

1) Не рекомендовано розміщення у вихідні, святкові дні, оскільки на вихідні рівень дзвінків значно нижчий (кожен TV-рейтинг приносить меншу кількість дзвінків). Опція з розміщенням на вихідних дає на 10% менше вхідних дзвінків, що призводить до зниження ефективності кожного TV-рейтингу (рис. 4.5).

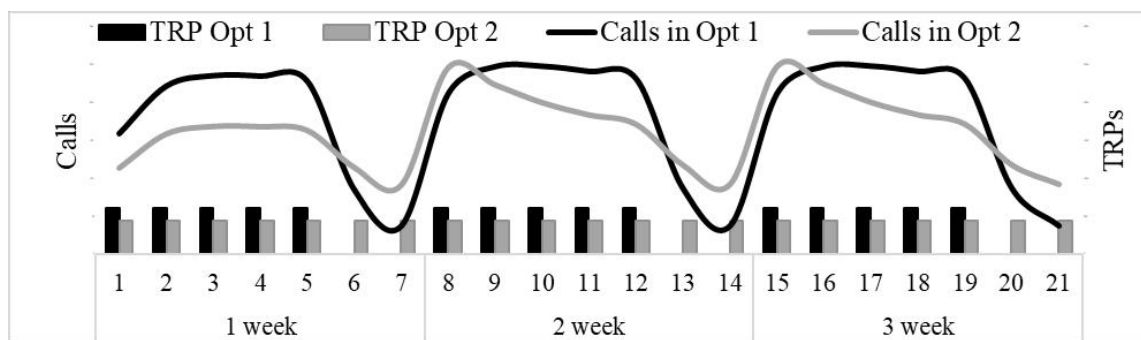


Рис. 4.5. Рівень дзвінків при різних варіантах розміщення.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

2) Рекомендовано рівномірний розподіл активності протягом дня, обмежуючи частку вечірнього prime-time на рівні 45-50%. Економетрична модель дозволила визначити, що ефективність вечірнього розміщення нижче, ніж денного та ранкового, а відкладений ефект вечірнього prime-time такий самий, як і ефективність денного розміщення [268]. Немає необхідності збільшувати вечірній prime-time з метою підвищення дзвінків на наступний ранок і день (рис. 4.6).

Отримані результати та висновки. Перша рекламна кампанія була тестовою: було перевірено всі гіпотези та визначено вплив усіх інших факторів. Було проведено якісну оцінку моделі як з точки зору статистичної значущості (тобто технічно), так і з точки зору бізнес-результатів (тобто практично). Варто зазначити, що за підтримки інших продуктів банку, при використанні нових форматів рекламних проявів і в інших бізнес-умовах, ситуація істотно відрізняється, що означає, що будь-які висновки не можна приймати як правила для всього ринку і необхідна постійна робота над вдосконаленням моделей та їх розширенням.

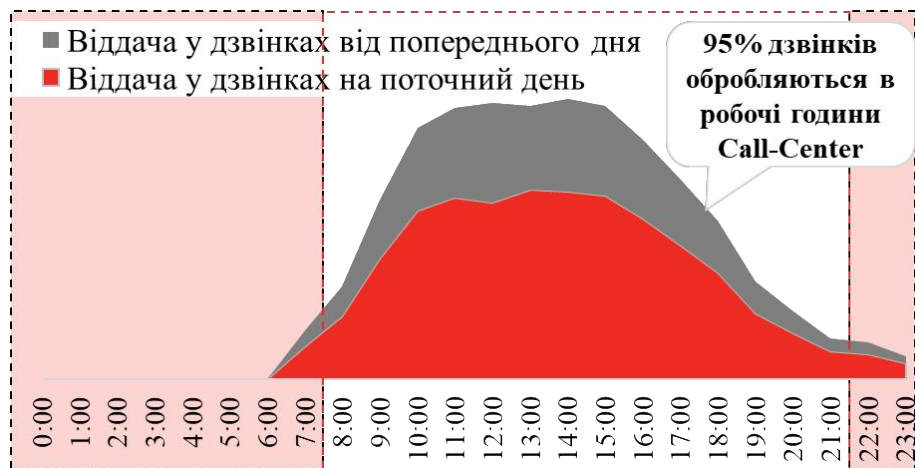


Рис. 4.6. Розподіл дзвінків протягом дня при рівномірному розподілу реклами впродовж доби.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Заглиблення в погодинні дані дало змогу проаналізувати ефективність від розміщення роликів у кожен день тижня і в кожну годину, відповідно сформувавши рекомендації з точки зору розподілу TV-рейтингів протягом тижня та протягом дня. Таким чином, за допомогою методів машинного навчання з'явилась можливість вивести на бізнес-показниках банку точні точкові рекомендації по вдосконаленню рекламної кампанії, які забезпечать його подальше ефективне зростання: найефективніше поєднання каналів комунікації і тактичні рекомендації по TV-активності; обсяг необхідної активності в кожному рекламному носії; ефективний рівень TV-рейтингів в день, тиждень; рівень інтенсивності TV-активності в кожну годину для максимального збільшення кількості дзвінків у Call Center.

У результаті було виокремлено фактори впливу на дзвінки та з'явилась змога управляти найвагомими з них. Вже за перший етап кампанії отримано на 8% більший відгук на кожен TV-рейтинг у порівнянні з попередньою рекламною кампанією. Було змінено модель медіа-планування для українського ринку завдяки тому, що було взято за основу методологію машинного навчання та сконцентровано увагу на бізнес-індикаторах, контролюючи при цьому традиційні показники ефективності медіа-кампаній. Працюючи крок за кроком на невідомому ринку, на основі збору унікальних даних та їх обробки з використанням методології машинного навчання нам вдалося досягти високих результатів. Через радикальну зміну підходу до планування вартість кампанії знижено на 14% і досягнуто загального потенціалу

підвищення ефективності (відгуку на кожен TV-рейтинг) на рівні 58% за умови дотримання всіх рекомендацій для розміщення. Це означає, що при будь-якому рівні інвестицій в майбутньому є можливість отримувати більші показники або ж необхідний рівень показників при меншому бюджеті. При значній економії бюджету було забезпечено значно вищий рівень дзвінків у Call Center, що підвищує ROMI.

Крім того, завдяки цій моделі планування інтенсивності трафіку в Call Center з'явилася можливість раціонально розподілити завантаження Call Center і виключити потенційну втрату дзвінків через неможливість додзвонитися, що забезпечує ще й покращення показників операційної ефективності бізнесу.

Підвищення ефективності рекламних інвестицій у контексті реалізації бізнес-цілей відбулося завдяки дієвому плануванню та реалізації медійних, маркетингових і комунікаційних завдань. Завдяки аналізу фактичних результатів і використанню інструментів машинного навчання (економетричного моделювання) були отримані ефективні параметри щоденної та щотижневої моделей. Вони дозволяли оцінювати і прогнозувати ефективність рекламної кампанії на щотижневій основі. В середньому відхилення прогнозу за похибкою MAPE становило не більше 11% при щоденному прогнозуванні та не більше 8% при щотижневому, що свідчить про високу якість моделі та знайдених рекомендацій, а їх дотримання забезпечить і подальше зростання конверсії.

Таким чином, завдяки побудові регресійної моделі та максимальному використанні даних був реалізований зовсім новий підхід до роботи, заснований на Data Science [157]. Як було зазначено раніше, на думку деяких дослідників регресійні моделі є основним інструментом Data Science [142, с. 1; 29], і вони створюють інтелектуальну основу для формування на підприємстві обґрунтованих економічних рішень, що базуються на даних.

На основі реалізації Data Science технологій для банку було визначено ефективну тривалість кампанії й обсяг присутності в ефірі для мінімізації зносу рекламного повідомлення; ефективну ротацию креативів і дієве використання тривалості роликів під час кампанії для додаткового зростання дзвінків і часткового зменшення ефекту зносу рекламного повідомлення; доцільність використання додаткових каналів комунікації на різних етапах рекламної кампанії; тактичні рекомендації по TV-

активності: розподіл рейтингів протягом дня і тижня.

Дотримання всіх отриманих рекомендацій дає можливість збільшити рівень конверсії на 58% на відміну від середньоринкового рівня завдяки виключенню неефективних каналів і часових проміжків, а також завдяки своєчасному управлінню рекламною кампанією. Це означає, що бізнес може отримати на 58% вищі бізнес-результати за доступний рекламний бюджет або необхідний рівень показників за значно менший рівень інвестицій.

4.2. Моделювання маркетингового комплексу для підвищення ефективності медіа-стратегії в роздрібній торгівлі

Контекст. Сучасні умови розвитку роздрібною торгівлі характеризуються значним рівнем невизначеності та мінливості середовища, постійним збільшенням кількості факторів і зростанням їх впливу на економічний розвиток, посиленням конкуренції та нестабільності. Це зумовлює необхідність діагностики широкого кола факторів, аналізу їх позитивного чи негативного впливу шляхом моделювання ключових індикаторів бізнесу та ефективного управління продуктивністю [85].

Серед ключових бізнес-завдань роздрібною торгівлі - залучення нових клієнтів до магазинів, тобто генерація онлайн-, офлайн-трафіку, які у свою чергу конвертується у відповідний рівень продажів і товарообігу. Враховуючи загострення конкуренції на ринку та нестабільну економічну ситуацію, завдання максимізації рівня відвідуваності магазину потребує пошуку нових ефективних маркетингових рішень.

Основою системи управління маркетингом роздрібною бізнесу є органічна сукупність взаємопов'язаних елементів, що визначають контур ефективного механізму стимулювання бізнесу за допомогою реклами, що забезпечує системний підхід до розробки медіа-стратегії та реалізації маркетингових інвестицій. Будь-який бізнес повинен планувати роботу зі ЗМІ, оскільки це дозволить значно знизити невизначеність очікуваних результатів трафіку та збуту та розробити послідовну програму покращення фінансових результатів підприємства з найменшими витратами, тобто з ефективним і раціональним використання наявних інвестицій.

Моделювання маркетингової діяльності стає надзвичайно важливим, особливо в

періоди кризи та стратегічних несподіванок (наприклад, в умовах пандемії COVID-19), коли необхідні нестандартні управлінські підходи для підтримки бізнесу. У цих умовах медіа-активність і будь-які дії ритейлера щодо необхідного цільового рівня бізнес-показників мають бути максимально обґрунтованими, чого можна досягти шляхом ММК на основі поглибленого аналізу даних і комплексної оцінки різноманітних факторів зовнішнього та внутрішнього середовища підприємства. Вирішення задачі вдосконалення медіа-стратегії сприятиме ефективному просуванню, збуту, раціональному використанню ресурсів, досягненню високих фінансових результатів, забезпечить формування стійкого довгострокового зростання підприємства в майбутньому та підвищить його конкурентоспроможність.

Мета дослідження - продемонструвати дієвий спосіб вироблення рекомендацій щодо вдосконалення медіа-стратегії шляхом ММК на прикладі одного з провідних українських підприємств роздрібної торгівлі, включаючи вибір актуальних та найбільш ефективних каналів комунікації зі споживачами, визначення їх пріоритетів на основі очікуваного ROI, формування бенчмарків щодо медіа-тиску, ефективний розподіл медіа-інвестицій за форматом, за періодами протягом року тощо. Крім того, основним практичним завданням дослідження є розробка мультиагентної МСППР для оперативного управління результатами бізнесу з ефективним удосконаленням аспектів медіа-стратегії на регулярній основі. Це допоможе підвищити рівень відвідуваності магазинів (як онлайн, так і офлайн) і, як наслідок, забезпечить зростання продажів, товарообігу та прибутку за рахунок більш ефективного залучення нових споживачів та підтримки процесу регулярного формування ефективних рішень щодо медіа-стратегії [68].

Концепція дослідження, вибір цільових показників та використані методи. Виходячи з мети дослідження, необхідно вибрати відповідні цільові показники для моделювання та проаналізувати можливий взаємозв'язок між ними.

Дослідження було розгорнуто відповідно до аналізу споживчого шляху та поведінки споживача після контакту з рекламними повідомленнями. Є два варіанти переходу від інтересу до відвідування: офлайн- та онлайн-трафіки, але багато людей перемикаються між цими каналами. Наприклад, перший візит відбувається в

Інтернеті з метою перевірити інформацію, наявність продуктів, а наступною дією може бути офлайн-відвідування та покупка, тому зростає потреба реалізувати аналіз і оцінку реального впливу різних каналів зв'язку на загальні результати бізнесу. Враховуючи таку специфіку споживчого шляху, ми побудували окремі моделі для офлайн- і онлайн-трафіків. Крім того, поведінка споживачів відрізняється регіонально, що вимагає побудови додаткових моделей трафіку для окремих міст.

Для досягнення мети дослідження було імплементовано концептуальний підхід, що запропонований у параграфі 2.2 та який дозволяє комплексно проаналізувати існуючу проблему та знайти ефективні рішення за допомогою моделей маркетингового комплексу онлайн- та офлайн-трафіків (рис. 2.1). Для інтеграції Data Science у медіа-планування було розроблено мультиагентну МСППР, архітектуру якої запропоновано в параграфі 2.3. В поточній реалізації ця система представляє інтерактивну інформаційну панель MS Power BI з інтеграцією раніше накопичених знань на основі економетричного моделювання, аналізу даних та моніторингу всіх ключових бізнес-індикаторів.

Набір даних та основні припущення моделі. Перша група – дані внутрішньої бази даних підприємства [227], які є суворо конфіденційними (тому далі всі дані нормовані від 0 до 1) і включають наступні показники: результати бізнесу по всій воронці продажів (трафік, чеки, товарообіг) по кожному місту; плани по трафіку та комунікаціях на наступні роки для оцінки необхідного обсягу медіа-підтримки для досягнення цих цілей; показники CRM (кількість карт лояльності, обсяг і зміст розсилок); дані регіонального радіо, листівки, SMM; якісні дані про специфіку бізнесу (відкриття та закриття магазинів тощо). Друга група – це сторонні дані, які включають медіа-активність підприємства та його конкурентів у всіх каналах комунікації (TV, digital, радіо, ООН); профіль ЦА та використання нею різноманітних медіа. Третя група – дані з відкритих джерел щодо макроекономічної ситуації в країні, тенденцій розвитку бізнес-сегменту, настроїв українців тощо.

Нижче наведено основні припущення, які лягли в основу моделювання.

Створення онлайн-каналів збуту стає критичним для розвитку роздрібною торгівлі. Попит на фізичний і цифровий досвід покупок зростає, тому підприємствам

важливо збільшувати свою присутність у всі доступні моменти для контакту зі споживачами. Українські споживачі часто відвідують магазини, які знаходяться в пішій доступності, тому розширення мережі магазинів також є вкрай важливим.

Кожен медіа-канал має різну значущість в ефективності для офлайн- або онлайн-трафіків. Основні припущення щодо медіа-віддачі полягають у тому, що TV-активність має найбільший вплив на офлайн-трафік, digital-активність має найвище значення для онлайн-трафіку, оскільки онлайн-медіа стимулюють онлайн-трафік, а офлайн-канали стимулюють офлайн-трафік. Крім того, існує синергетичний ефект онлайн-медіа (digital) на офлайн-трафік і офлайн-медіа (TV) на онлайн-трафік з високим рівнем значущості через високий рівень якості контакту. Значущість контакту з іншими офлайн-каналами комунікації нижче, ніж з TV та digital, але є деякі додаткові конверсії цих контактів у трафік. При цьому їх значущість для офлайн-трафіку вища.

Основними критеріями підвищення ефективності медіа-стратегії є досягнення максимального рівня відвідуваності офлайн- та онлайн-магазинів і, як наслідок, продажів при мінімізації медіа-інвестицій. Моделювання показників бізнесу є основою інтелектуального аналізу даних, необхідного для прийняття складних управлінських рішень з найбільшою ефективністю та забезпечення ефективного зростання бізнесу.

Характеристики моделі та критерії якості. Для досягнення поставленої мети дослідження здійснено економіко-математичне моделювання (регресійний аналіз) залежності рівня відвідуваності магазину від низки факторів, основними з яких були виділені: кількість магазинів і кількість міст у мережі, розсилки E-mail і Viber по CRM-базі, впізнаваність бренду, рекламна активність бренду та конкурентів у всіх медіа-каналах (TV, digital, радіо, ООН), кількість карт лояльності (люди, які здійснюють покупки регулярно) та інші (додаток Ж). Усі фактори впливу були відібрані шляхом аналізу кореляції з рівнями трафіку та аналізу цих кореляцій за значимістю.

Для кожного трафіку на основі потижневих даних за період 2018-2021 рр. було побудовано модель множинної регресії, яка має наступну структуру:

$$\begin{aligned} \text{Traffic (offline national / online national / offline for region A)}_t = & \text{Constant} + \\ & \text{Seasonality_additive}_t + e * \text{Covid_crisis}_t + a_1 * \text{Number_of_stores}_t + a_2 * \text{Number_of_cities}_t \\ & + a_3 * \text{Stores_quality_indicators}_t + a_4 * \text{E-mail\&Viber}_t + a_5 * \text{Card_number}_t + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (a_6 * Adstock(TV_1)_t + a_7 * Adstock(TV_2)_t + \dots + a_n * Adstock(TV_n)_t + \\
 & c_1 * Adstock(Digital_video)_t + c_2 * Adstock(Digital_display)_t + d_1 * Adstock(OOH)_t + \\
 & d_2 * Adstock(Radio)_t + b_1 * Adstock(TV_Competitors)_t + b_2 * Adstock(OOH_competitors)_t \\
 & b_3 * Adstock(Digital_video_competitors)_t + b_4 * Adstock(Digital_display_competitors)_t + \\
 & b_5 * Adstock(Radio_competitors))_t * Media_efficiency_index\ for_period_t + \varepsilon_t, \quad (4.2)
 \end{aligned}$$

де

- *Traffic (offline national / online national / offline for region A)* – офлайн- чи онлайн трафіки у національному масштабі, офлайн-трафік для міста А, відповідно (окрема модель для кожного);
- *Seasonality_additive* – адитивна сезонність у помісячній розбивці, одержана шляхом декомпозиції часового ряду на тренд, сезонність і залишки;
- *Number_of_stores* та *Number_of_cities* – показники для опису мережі магазинів в Україні – загальна кількість відкритих магазинів і кількість міст із відкритими магазинами, оскільки кожен магазин має різний потенціал;
- *Stores indicators* – показник якості кожного магазину щодо його привабливості для споживача. Інтегрує локалізацію, періоди відкриття або закриття, тип магазину (старий або це запуск нового магазину) тощо.
- *Email&Viber* – кількість листів для поточної клієнтської бази CRM з актуальною та персоналізованою пропозицією;
- *Card_number* – кількість карток лояльності серед клієнтської бази;
- *Covid_crisis* – кількість захворювань на COVID-19 за даними МОЗ;
- *TV₁, TV₂, чи TV_n* – TV-активність бренду за різними креативними матеріалами (*TV₁* для креативу 1 і *TV_n* для креативу *n*, відповідно, в TRPs, %);
- *Digital_video* та *Digital_display* – digital активність бренду у форматі відео та банерної реклами в Інтернеті, відповідно (у показах);
- *OOH* та *Radio, OOH_competitors* та *Radio_competitors* – зовнішня реклама та радіо-активність бренду чи конкурентів, відповідно (кількість розміщення реклами);
- *TV_Cometitors* – TV-активність конкурентів (у TRPs);
- *Digital_video_competitors* та *Digital_display_competitors* – digital-активність брендів-конкурентів у відео та банерній рекламі в Інтернеті, відповідно (у показах);

- *Media_efficiency_index_for_period* – індекс ефективності для всієї медіа-активності, в даному випадку мультиплікаційна сезонність для кожного тижня в місячній розбивці.

Було оцінено вплив ключових факторів, що визначають рівень відвідуваності в мережі непродовольчих магазинів: базовий рівень; зміна мережі магазинів і бази споживачів, динаміка кількості карт лояльності; сезонність; медіа-активність бренду та його конкурентів. Базовий рівень включає набір раціональних і маркетингових факторів, які не можна оцінити окремо. Рекламну активність оцінено за каналами комунікації, креативами, тривалістю відео тощо.

У результаті побудовано якісні моделі рівня трафіку в магазини для визначення впливу різних медійних і маркетингових факторів та формування рекомендацій. Середня похибка MAPE була в межах 5-6% для ключових показників трафіку (національний офлайн- чи онлайн-трафік, регіональний офлайн-трафік для ключових міст, відповідно) на щотижневій основі та до 9% при щоденному прогнозуванні. R^2 становив від 90% до 97% (табл. 4.2), що свідчить про високу якість побудованих моделей та їх практичну значущість і цінність для реального бізнес-застосування.

Для побудованих множинних регресій (економетричних моделей) для офлайн- та онлайн-трафіків у національному масштабі та для основних регіонів окремо, параметри яких оцінювалися методом найменших квадратів у середовищі R-Studio, було перевірено основні гіпотези про адекватність моделей, значимість коефіцієнтів для всіх факторів, наявність мультиколінеарності, гетероскедастичності та автокореляції.

Побудована модель для трафіку в магазини, основні технічні характеристики якої представлені в табл. 4.2, адекватна, всі фактори значущі, скоригований R^2 становить 90%, що свідчить про її якість. В моделі відсутня мультиколінеарність (її міра за показником VIF коливається від 1,06 для *Covid_crisis* до 4,79 для *AdStock(TV₂)*, що менше граничного значення 5), гетероскедастичність (за критерієм Вайта F -statistic = 1,276, p-value = 0,2058, що більше граничного значення 0,05) та автокореляція першого порядку (за критерієм Бройша-Годфрі з order = 1 LM test = 0,26; p-value = 0,6087, що більше граничного значення 0,05), що сприяє подальшому використанню побудованої моделі для формування рекомендацій щодо медіа-

стратегії підприємства з метою залучення клієнтів.

Результати ММК для офлайн- і онлайн-трафіків у національному масштабі.

Медіа-активність формує значну частку офлайн-трафіку - близько 16%, а збільшення кількості карт лояльності та E-mail і Viber розсилок по базі CRM забезпечує близько 7%. Внесок сезонності становить 27%, а вплив органічних факторів – близько 57% за весь період. Діяльність конкурентів має негативний вплив, що в середньому призводить до втрати 5-7% трафіку за аналізований період.

Внесок медіа змінювався протягом аналізованого періоду з 13% до 20% через зміни в медіа-міксі (вища або нижча частка підтримки в ООН і радіо, різний розподіл між TV та digital, різний розподіл по тривалості відео та digital-форматам) і через різний розподіл тиску ЗМІ за періодами протягом року (високий і низький сезони).

Таблиця 4.2

Основні технічні характеристики однієї з моделей на основі 157 спостережень

| Indicator | Coefficient | Stand. Error | t-statistics | P-value |
|------------------------------------|-------------|--------------|--------------|--------------|
| Constant | 3004,37 | 51,45 | 58,39 | 0,00 |
| Seasonality additive | 1,08 | 0,06 | 16,92 | 0,00 |
| Covid_crisis | 1,06 | 0,10 | 10,97 | 0,00 |
| E-mail and Viber | 10,46 | 3,16 | 3,31 | 0,00 |
| TV1 | 128,33 | 0,61 | 210,38 | 0,00 |
| TV2 | 110,62 | 0,85 | 130,14 | 0,00 |
| TV3 | 275,68 | 2,33 | 118,32 | 0,00 |
| Digital_video | 76,27 | 10,10 | 7,55 | 0,00 |
| Digital_display | 48,61 | 7,25 | 6,70 | 0,00 |
| ООН | 42,74 | 3,02 | 14,15 | 0,00 |
| Radio | 28,61 | 0,37 | 77,32 | 0,00 |
| Competitors | -5,93 | 0,12 | -49,42 | 0,00 |
| Multiple / Adjusted R ² | 0,91 / 0,90 | F-statistics | 368,32 | P-value 0,00 |

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Пропонуємо детально розібрати немедійні групи факторів, що є неконтрольованими у короткостроковому періоді.

Базовий рівень і розширення мережі забезпечують близько 57-64% трафіку в офлайн-магазини. Органічний рівень трафіку включає: розмір торгової мережі та її розширення; обсяг клієнтської бази та її розширення; робота з клієнтською базою через розсилки; впізнаваність; імідж і сприйняття бренду; попередній досвід взаємодії

з підприємством (якість обслуговування та продукції тощо); вплив Covid-19 та карантину; інші фактори, які неможливо визначити кількісно та оцифрувати.

Для бізнесу характерна значна *сезонність*: попит на цей сегмент ринку значно зростає у другій половині року, що схоже на загальну економічну активність населення країни. Сезонний внесок був визначений як адитивна сезонність у моделі.

Динаміка індексу сезонності однакова для офлайн і онлайн-трафіку. Чорна п'ятниця, Новий рік – пікові періоди року. Загалом сезонні коливання є одним із ключових факторів, що визначають споживчу активність протягом року. Період з січня по березень і з серпня по грудень є найвищим періодом ділової активності і, як наслідок, є періодом найвищого рівня продажів. Внесок сезонної складової в трафік коливається протягом року від 8% до 41% залежно від місяця та ділової активності в цей період. Існує також значна сезонність протягом тижня, яка теж пов'язана із загальною сезонністю бізнесу на місячній основі. У вихідні дні рівень трафіку органічно зростає в порівнянні з базовим рівнем і впливом інших факторів. Інтенсивність зростання різна по місяцях, а максимальний приріст характерний для періоду вересня-грудня, який є найбільш значимим періодом року.

У деякі свята обсяг трафіку значно падає, і найкращим рішенням є виключення їх із плану медіа-активності через низьку віддачу від медіа та низький відкладений попит у категорії. Основні періоди з низькою активністю – 1 січня (падіння трафіку на ~91% відносно органічного рівня), Різдво (падіння на ~47%), Великдень (падіння на ~93%). В інші свята активність значно зростає, тому актуально посилити тиск у ЗМІ. Період розпродажів і акційних пропозицій стимулює значне збільшення трафіку, тому рекомендовано продовжувати бути активними в цей період. Основні періоди з найбільшою активністю у свята – 8 березня (додатково +80% трафіку відносно органічного рівня), чорна п'ятниця (+100%), передноворічний період (+33-36%).

Так, після потижневого аналізу сезонності за допомогою моделювання визначено періоди високого рівня споживання та періоди для посилення медіа-тиску. Це період напередодні Нового року та Різдва, День Святого Валентина, 8 березня, період «повернення до школи» (серпень-жовтень) і Чорна п'ятниця, коли потенційні споживачі активно шукають подарунки та необхідні речі для дому.

Карантин має значний негативний вплив на рівень органічного трафіку, але споживач вже майже відновив свою економічну поведінку. Деякий рівень споживчого попиту був перенесений з періоду карантину на наступні періоди. Різке зниження мобільності та доходів населення після старту пандемії призвели до значного скорочення трафіку з 12 тижня 2020 р., але після зняття обмежень споживча активність поступово відновлюється, частково компенсуючи втрати карантину. Так, за період карантину трафік втратив до 81% на окремих тижнях, але після скасування обмежень спостерігається додаткове зростання трафіку на 18%. Загалом присутнє падіння офлайн-трафіку, але цей відкладений попит компенсує деякий рівень трафіку (рис. 4.7). Вплив COVID-19 на онлайн-трафік суттєво нижчий, ніж на офлайн-трафік.

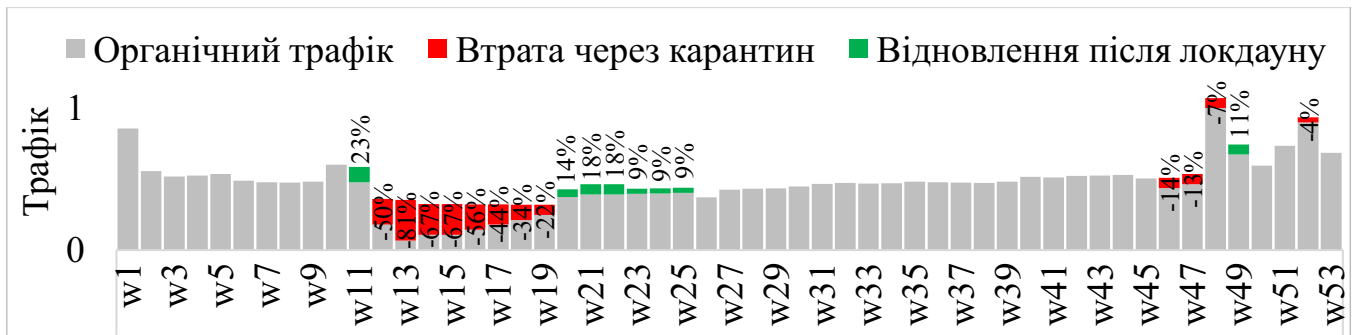


Рис. 4.7. Вклад COVID-19 та локдаунів на офлайн-трафік (декомпозиція моделі).

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Наступна група факторів – *медіа-активність бренду та його конкурентів*. Ці фактори піддаються контролю в короткостроковому періоді.

Зростання кількості карт лояльності та робота з ними через електронну пошту та розсилку Viber є одним із ключових інструментів, що підвищує привабливість бренду. Внесок цього фактору в трафік зріс із 4% у 2018 р. до 10% у 2021 р. за рахунок збільшення присутності та підвищення лояльності до бренду.

Медіа-активність бренду та категорії є основними важелями впливу на відвідуваність у короткостроковій перспективі. Рекламна активність бренду забезпечує від 9% до 20% трафіку, тоді як конкуренти забирають від 2% до 7%. Зміна внеску медіа-активності в різні роки та його збільшення в попередні періоди зумовлюється як посиленням тиску, так і збільшенням віддачі від неї. Внесок медіа-підтримки конкурентів досить низький, тому спостерігається значне інкрементальне зростання за рахунок реклами (від 4% до 17% трафіку в магазини в 2017-2021 рр.).

TV є основним драйвером офлайн-трафіку. У середньому за період 2018-2021 рр. внесок TV-активності становить близько 11%, а вплив інших каналів комунікації – близько 5%. Таким чином, як результат, 69% вкладу медіа генерується TV-активністю і 31% - іншими медіа, але частка цих каналів збільшується через зміни в медіа-міксі.

У 2020 р. завдяки медіа-активності бренду вдалося залучити додатково +32% онлайн-трафіку. Найбільший вплив мають TV та digital: 19% і 12%, відповідно. Інші медіа генерували до 1% онлайн-трафіку. Активність конкурентів також має більший вплив на онлайн-трафік, ніж на офлайн-трафік: -8% проти -6%, відповідно.

По каналах продажів спостерігається синергія діяльності TV + Digital: онлайн-медіа впливають на офлайн-трафік, а офлайн-медіа мають значний вплив на онлайн-трафік. Широкий медіа-мікс забезпечує вищий рівень бізнес-KPIs (знання, трафік, покупки), оскільки кожне медіа має унікальну ЦА (що допомагає збільшити охоплення), а також медіа-канали працюють разом і створюють вагомий синергічний ефект (+5-6% додатково до віддачі від медіа-активності).

У 2020-2021 рр. внесок медіа-підтримки зріс до 18%, з яких 14% припадає на TV і близько 4% - на інші канали. Вплив реклами поза домом (ООН) зменшився з 4% до 0,5% через зниження обсягу медіа-тиску та зниження віддачі як реакція на карантин у період COVID-19 та зниження ділової активності потенційних споживачів у цей період. Середній внесок ООН реклами у 2018-2021 р. становить 2%.

Вплив цифрових медіа за цей період не змінився, але внесок TV-підтримки в офлайн-трафік значно зростає. Так, вплив збільшився з 10,9% до 14,8% за аналогічного рівня інвестицій у ЗМІ. У цій ситуації відбувається збільшення норми повернення медіа-інвестицій (ROMI) та підвищення ефективності медіа в результаті зміни розподілу між інструментами і форматами.

Усі результати ММК для національних офлайн- та онлайн-трафіків доступні для осіб, що приймають рішення, в розробленій МСППР на базі Power BI зокрема на панелі під назвою «Marketing Mix Models for Traffic». Така панель призначена для щотижневого моніторингу декомпозиції моделі та внеску факторів для всіх майбутніх періодів, а також для розробки необхідних рішень для підвищення рівня трафіку.

Підвищення ефективності медіа-стратегії за результатами ММК для

національного трафіку. TV та Інтернет створюють найбільшу частку офлайн- та онлайн-трафіків і мають найвищий ROMI для цього бренду (рис. 4.8). При цьому TV є основним каналом комунікації, який впливає на обсяги трафіку в мережі магазинів. Медіа-віддача від TV-активності змінюється у попередніх роках із значною позитивною динамікою. Її ефективність у 2020-2021 рр. була найвищою. Рекомендується посилити медіа-мікс за рахунок ООН як регіонального медіа та радіо як додатковими засобами для збільшення частоти контактів зі споживачем.

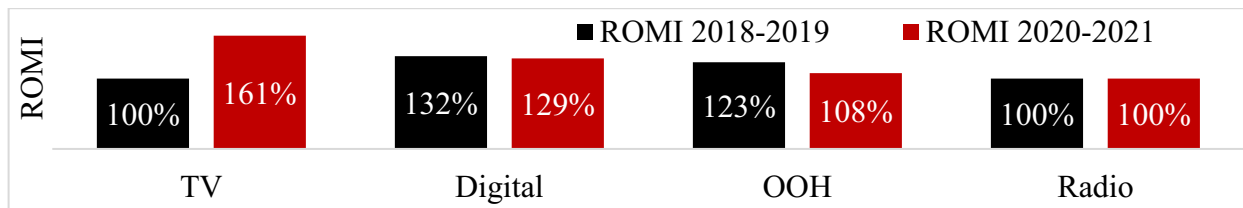


Рис. 4.8. Індекс ROMI по медіа-каналах за період 2018-2021 рр..

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Активність конкурентів має низький негативний вплив на відвідуваність магазину (1 TRP активності конкурента становить лише 5% ефективності на 1 TRP бренду). Основним завданням у цих умовах є не лідируючий SOV, а оптимізація охоплення ЦА, щоб потрапити до її уваги та в список розгляду. Низький вплив на відвідуваність пов'язано також з тим, що більше 50% покупців перед відвідуванням або покупкою в непродуктивних магазинах часто відвідують інші магазини [272]. Проте вплив конкурента на етапі покупки досить великий, тому також потрібно контролювати коефіцієнт конверсії від трафіку до покупок. Збільшення конверсій у нижній частині воронки продажів має бути однією зі сфер бізнес-рішень.

Digital – це медіа номер два в медіа-міксі. Він забезпечує значне зростання трафіку, але менше впливає на офлайн-трафік і більшою мірою працює для інтернет-магазину. Зростання медіа-тиску в даному медіа-каналі сприяє зростанню трафіку, що значною мірою впливає як на офлайн-, так і на онлайн-продажі: трафік веб-сайту є індикатором миттєвої реакції на медіа-підтримку, оскільки споживачеві потрібно більше часу для відвідування офлайн-магазинів (є відкладений ефект від реклами). Digital створює додаткове охоплення ЦА, тому рекомендовано оптимізувати розміщення з точки зору ефективного кумулятивного охоплення в TV та digital.

Внесок медіа-активності в трафік також коливається протягом року від 1% до

34% залежно від місяця. Сезонну ефективність ЗМІ було визначено мультиплікативним індексом сезонності для медіа-факторів. Реакція ЗМІ залежить від ділової активності споживачів у цей період, сезонності споживчого попиту, тиску ЗМІ та якості креативних матеріалів (якість креативної складової та ефективність різних медіа-інструментів буде детально представлено далі).

Рекомендовано підтримувати постійну присутність протягом року для регулярного контакту зі споживачем і зростання трафіку, але є періоди високого та низького пріоритету для більш ефективного розподілу медіа-інвестицій протягом року. Беручи до уваги сезонність трафіку та витрати на розміщення реклами на TV, ми визначили сезонний ROMI TV-активності за формулою:

$$\text{Seasonal TV efficiency} = \text{Traffic seasonality} / (1 + \text{seasonal price coefficient for TV}),$$

що виділяє період для посилення активності та період лише для підтримуючих медіа-кампаній (рис. 4.9). Так, період з січня по березень і друге півріччя є основними періодами попиту на цей сегмент ринку, що визначає більш високий відгук від медіа-активності. Рекомендується посилити підтримку в ЗМІ у цей період. У період низької купівельної активності (період з квітня по травень) важливо мінімізувати активність у ЗМІ, беручи до уваги низьку медіа-віддачу та інформацію про те, що деякі основні конкуренти раніше теж зменшували свою активність у цей період, що мінімізує їх вплив на трафік.

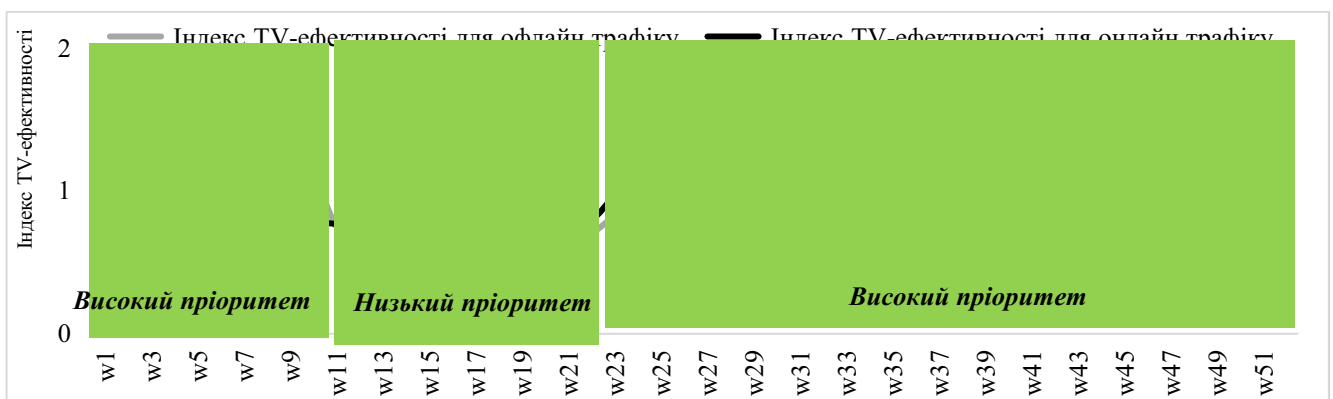


Рис. 4.9. Індекс TV-ефективності (сезонний ROMI) в потижневій розбивці.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

TV-активність протягом тижня також має різну ефективність. Є дні з вищою віддачею та дні з мінімальною реакцією у вигляді трафіку, тому є потенціал для підвищення ефективності в рамках щотижневого планування. Протягом більшості місяців найкращим рішенням є посилення в будні перед вихідними. У другій половині

тижня також зосереджується основна медіа-активність конкурентів.

Кожна тривалість відео має різну продуктивність через різне повідомлення та різну якість контакту зі споживачами. Для цього бренду індекс медіа-віддачі від різних тривалостей відео представлений на рис. 4.10.



Рис. 4.10. Індекс TV-ефективності для різних тривалостей відео.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Ефективність різної довжини відео визначається забуванням рекламного повідомлення (згасанням його у пам'яті) та рівнем миттєвої реакції (рис. 4.11). Враховуючи розпад пам'яті, можливо вдосконалити архітектуру кампаній, реалізуючи постійну присутність з максимальною перервою в 1-2 тижні між рекламними флайтами. Через 1-2 тижні ефект від реклами стає мінімальним.

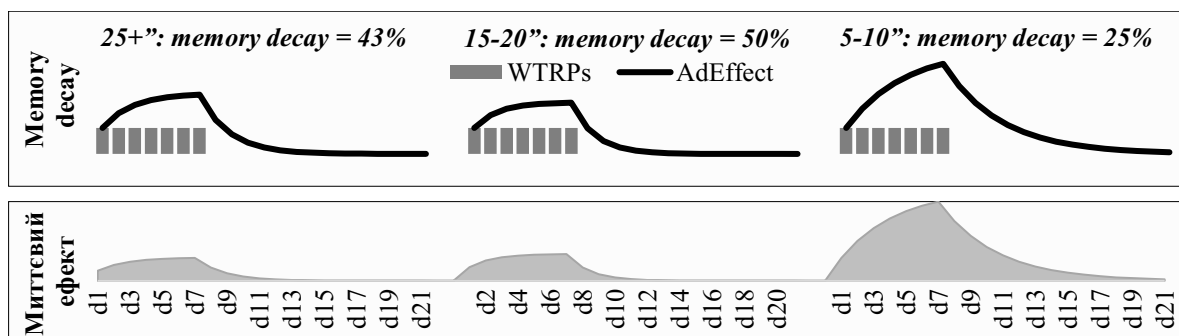


Рис. 4.11. Забування рекламного повідомлення та миттєвий ефект для різної тривалості відео.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Рекомендовано поєднувати довгі та короткі відео, щоб досягти короткострокових і довгострокових цілей зростання трафіку. Довге відео потрібно застосовувати для іміджевої кампанії, щоб підвищити лояльність і забезпечити довгострокове зростання. Короткі відео рекомендовано використовувати для основних рекламних кампаній з максимальною частотою контактів для зростання трафіку протягом року. Короткі версії мають високу віддачу для трафіку за рахунок частоти контактів, але для формування високого рівня сприйняття бренду серед ЦА важливо підключати декілька іміджевих кампаній з довгими версіями [40].

Ефективний тиск в медіа: діапазон активності від 250 до 450 TV TRPs на тиждень

(~50% охоплення ЦА) є найбільш ефективним для зростання трафіку, але в періоди Чорної п'ятниці та напередодні Нового року збільшення на 50%+ для TV TRPs на тиждень є актуальним через значне зростання споживчого попиту.

Медіа-активність і якість креативу визначають, як результат, рекламну обізнаність (знання рекламного повідомлення), впізнаваність та знання бренду. Існують нелінійні зв'язки між медіа-тиском (у TRPs) і знанням реклами (рис. 4.12). Щоб досягти бажаного показника знання на рівні не менше 30%, потрібен певний рівень TRPs для кожної окремої медіа-кампанії.

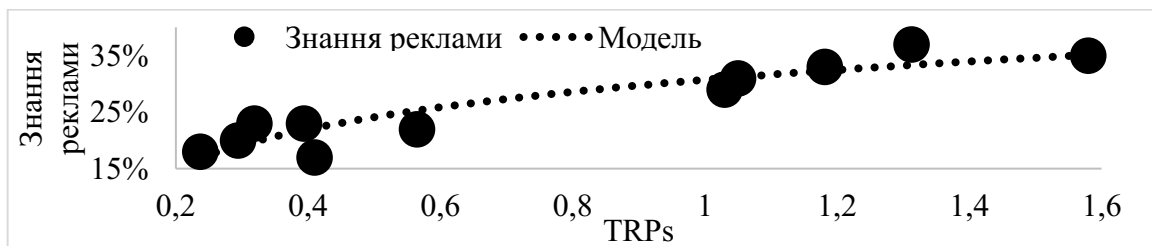


Рис. 4.12. Нелінійна модель знання рекламного повідомлення в залежності від рівня TRPs (рівня медіа-активності) як основного драйверу.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Формати відео в Інтернет є ефективнішими для офлайн-трафіку порівняно з банерною рекламою, але банерна реклама є ефективнішим інструментом для онлайн-трафіку через особливості шляху споживача (рис. 4.13).



Рис. 4.13. Індекс ефективності digital-форматів для офлайн- та онлайн-каналів продажу.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Усі ключові висновки та показники доступні в розробленій МСППР на панелях під назвою «ROMI Analysis», «Advertising Formats Efficiency». Ці інтерактивні блоки допоможуть відстежувати реакцію ЗМІ та ROMI за допомогою різних інструментів і форматів та знайти ефективні рекомендації щодо медіа-стратегії.

Результати регіонального аналізу та моделювання маркетингового комплексу. Радіо та ООН реклама є ефективними інструментами для додаткового охоплення ЦА, що допомагає підвищити результати бізнесу в регіональному та національному

масштабах. Основні конкуренти використовують ці медіа для роботи зі своїми потенційними споживачами, але спостерігається зменшення присутності у ЗМІ через посилення більш ефективних TV і digital та зміни в поведінці споживачів у період пандемії та після кризи COVID-19. Незважаючи на це, категорія продовжує постійну присутність в ООН, але з меншими обсягами, а також надалі використовує посилення підтримки на радіо в основний сезон продажів. Нижча активність конкурентів допомагає бренду бути більш помітним і, як наслідок, підвищує віддачу від медіа.

Регіональне радіо є хорошим інструментом для збільшення відвідуваності при відкритті нових магазинів, оскільки генерує до 10% трафіку в період активності. Радіо дозволяє якомога швидше підвищити обізнаність і збільшити обсяг трафіку з низькими інвестиціями в медіа. Крім того, радіо може підтримувати медіа-ефект і мінімізувати забування рекламного повідомлення після основної медіа-кампанії, як було показано в параграфі 4.1.

У національному масштабі вплив реклами поза домом досить низький, оскільки ООН є регіональним медіа, ефект від якого відрізняється для різних міст. Існує потреба провести детальний аналіз регіональної специфіки та побудувати додаткові регіональні економетричні моделі для основних міст. Доцільно поглибити аналітику та моделювання в контексті міст для формування регіональної медіа-стратегії, прогнозування та контролю виконання планів по трафіку на регіональному рівні.

Ключові міста (Київ, Одеса, Львів, Харків і Дніпро) ростуть неоднаковими темпами та займають різну частку за обсягом трафіку. Беззаперечним лідером є Київ, де купівельна спроможність майже на 80% перевищує середню по країні. У Києві щорічно спостерігається збільшення доходів населення, що цілком пояснює зростання його частки в регіональній структурі товарообігу. Крім того, слід зазначити, що в структурі товарообігу переважають регіони з вищою середньою заробітною платою, а збільшення та зменшення частки окремого регіону в загальному обсязі роздрібною торгівлі, у свою чергу, збігається з коливаннями цього показника.

Оцінка та аналіз потенціалу ринку з BDI та CDI. Споживчі переваги відрізняються за регіонами. Згідно з BDI, кожне місто має різний потенціал для зростання бізнесу, і можна сформулювати різні висновки після розрахунків BDI на

основі даних про трафік і даних про товарообіг. Було запропоновано новий аналітичний підхід до регіональної сегментації на основі BDI за трафіком і BDI за товарообігом (рис. 4.14). Залежно від обсягів трафіку та товарообігу можна виділити декілька груп міст. Різна товарна структура та уподобання споживачів вимагають розвитку та впровадження регіональних комунікацій (наприклад, в ООН, радіо та в Інтернеті, а також за допомогою персоналізованих розсилок).

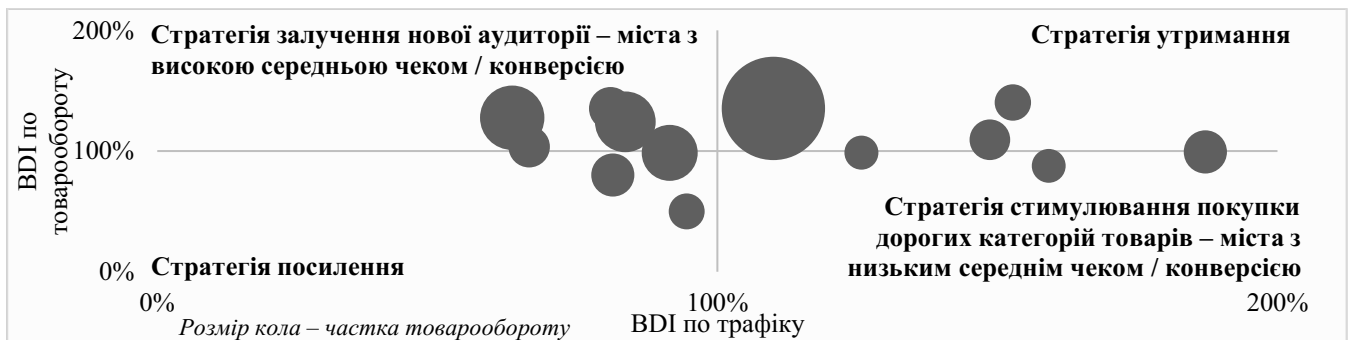


Рис. 4.14. Запропонований аналітичний підхід до регіональної стратегії на основі BDI за трафіком і BDI за товарообігом.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227, 273, 277].

Якщо BDI за трафіком більше 100%, а BDI за товарообігом менше 100%, то актуальними є стратегії стимулювання покупки дорогих категорій товарів. Це міста з низьким середнім чеком або низькою конверсією від трафіку до продажів. Якщо BDI за товарооборотом і BDI за трафіком більше 100%, то необхідно реалізувати стратегію утримання та збереження лідируючих позицій. Якщо BDI за товарооборотом і BDI за трафіком менше 100%, то актуальною є реалізація стратегії посилення. Якщо BDI за трафіком менше 100%, а BDI за товарооборотом більше 100%, то це відповідно стратегія залучення нової аудиторії. Це міста з високим середнім чеком або високою конверсією від трафіку в продажі. Кожен сегмент потребує підтримки, але з адаптацією медіа-тиску з урахуванням стратегічної спрямованості діяльності в медіа-каналах.

Беручи до уваги результати аналізу BDI та CDI, розрахованими за рівняннями (3.4)-(3.5) та представленими на рис. 3.14, найкращим рішенням є реалізація медіа-активності для покриття всієї України та додаткової підтримки в ключових містах з боку ООН, оскільки вони мають найбільший потенціал для зростання бізнесу.

ООН-активність є актуальним ефективним інструментом регіональної підтримки офлайн-магазинів. На основі побудованих економетричних моделей для 2 основних

міст було оцінено, що внесок ООН в офлайн-трафік зріс до 1-2% (залежно від міста) порівняно з менш ніж 0,5% у національному масштабі. Регіональний аналіз і моделювання також доступні в розробленій системі дашбордів на панелі під назвою «Regional Summary».

Отже, було оцінено вплив кожного медіа-каналу на онлайн- та офлайн-трафіки (національний і регіональний) та розроблено ефективну МСППР. TV генерує найбільшу частку трафіку – від 12% до 19% залежно від цільових показників і має найвищий ROMI серед каналів комунікації. TV також має найбільший потенціал для підвищення його ефективності завдяки відповідним змінам у медіа-міксі, зокрема за тривалістю відео, форматами та періодами активності. Digital є медіа номером два за своїм внеском – від 3%-5% для офлайн-трафіку до 12% для онлайн-трафіку. ООН є хорошим інструментом регіональної підтримки, і його внесок для основних міст становить 1-2% для офлайн-трафіку. Радіо допомагає створити додатковий попит в період високого сезону (до 10% у період кампанії). Оцінка внеску факторів є основою для підвищення ефективності медіа-стратегії, медіа-міксу та розподілу медіа-бюджету за різними аспектами. Найкраще рішення - продовжувати медіа-підтримку, враховуючи всі здобуті знання після реалізації ММК.

Основні висновки з ММК для даного бізнесу представлені нижче.

TV-активність є основним каналом комунікації, що забезпечує зростання офлайн- та онлайн-трафіку, з найвищим ROMI у 2020-2021 рр. Ефективність TV різна в межах року: найвища ефективність припадає на січень-березень, червень-грудень. Продуктивність TV також змінюється протягом тижня. Ефект від медіа-підтримки зменшується протягом кількох тижнів: потрібна постійна рекламна активність. Відео різної тривалості виконують різні бізнес-завдання: короткі відео мають вищу ефективність на трафік. Постійна ротація роликів мінімізує ефект зношування. Digital стимулює офлайн- та онлайн-трафіки і є каналом номер два в медіа-міксі зі значним потенціалом для посилення. ООН і радіо дають можливість збільшити частоту контактів і залучити нову ЦА в магазини. Діяльність конкурентів слабо впливає на офлайн-трафік. Під час свят (8 березня, Чорна п'ятниця та Новий рік) категорія стимулює попит для всіх гравців: рекомендовано стратегію оптимального охоплення.

Удосконалення медіа-плану завдяки висновкам, отриманим на основі ММК, сприяє підвищенню трафіку на 4%, а трафіку, згенерованого медіа активністю – на 44%, тому спостерігається покращення медіа-віддачі (підвищення ROMI) на 40%. Побудова моделей та їх підтримка дозволяє максимізувати вплив кожного каналу комунікації, що в кінцевому підсумку дає змогу досягти більш високих бізнес-результатів за наявного бюджету.

Запропонована система моделей та практична реалізація запропонованого концептуального підходу були апробовані в одному з українських ритейлерів, але ключові висновки дослідження можуть бути використані при плануванні маркетингової та медіа-діяльності українських і міжнародних підприємств роздрібною торгівлі (продовольчих і непродовольчих) та інших категорій ринку, оскільки шлях споживача та вплив елементів маркетингового комплексу досить схожі між різними категоріями та країнами зі схожими споживачами. Глобалізація, розвиток світової торгівлі та міжнародний маркетинг призводять до уніфікації та появи подібних підходів до вирішення типових бізнес-задач. ММК може описати бізнес-результати кожного підприємства залежно від елементів комплексу маркетингу та інших ринкових умов, тому результати можуть бути використані для подальшої розробки математичної методології в маркетингу та її застосування для вирішення актуальних проблем і завдань світового ринку.

Дослідження демонструють високу ефективність для реальних бізнес-задач і допомагають вирішувати проблеми маркетингу та медіа на регулярній основі. Запропонований підхід дозволяє найбільш ефективно досягати бізнес-цілей за рахунок реалізації ММК. Крім того, розроблена структура вибору регіональної стратегії сприяє формуванню стратегічного бачення в регіональному масштабі та покращує якість регіональної медіа-стратегії. Також на додаток до побудованих економетричних моделей і регіонального аналізу розроблено мультиагентну МСППР на основі інтерактивної дашборд-панелі для підтримки повсякденного бізнес-планування та управління. Така система допомагає підвищити швидкість і якість прийняття рішень підприємствами. Як доказ концепції, реалізація економетричного моделювання, поглиблений аналіз даних, реалізація інтерактивної панелі для підтримки прийняття

рішень дозволили підвищити ефективність медіа та рентабельність медіа-інвестицій на 40% для українського підприємства на ринку непродовольчих товарів.

4.3. Раціоналізація маркетингових рішень для ринку телекомунікацій на основі методів машинного навчання

Контекст. У такій високотехнологічній галузі, як телекомунікації, а також у сфері маркетингу загалом, методи та підходи Data Science отримали широке застосування. Серед основних задач, котрі потребують вирішення, є й ті, що пов'язані з лояльністю та утриманням існуючої клієнтської бази, а також залученням нових споживачів (рис. 4.15). Аналіз інформації про абонентів та їхнє користування послугами без використання інформаційних технологій малоефективний, але існують значні потенційні можливості для використання підходів і методів машинного навчання для вдосконалення маркетингової діяльності та підвищення її ефективності [41].

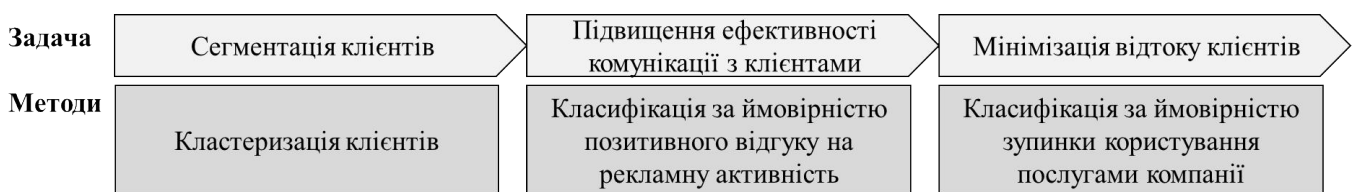


Рис. 4.15. Система задач, що потребують вирішення, і набір відповідних їм методів.
Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

Задача кластеризації (сегментації) клієнтів. На одному з українських телекомунікаційних підприємств було прийнято рішення про необхідність сегментації абонентської бази з метою підвищення ефективності маркетингової діяльності, зокрема для побудови профілів абонентів шляхом виявлення їх схожої поведінки з точки зору частоти, тривалості користування послугами, а також рівня витрат; оцінки та визначення найбільш дохідних сегментів клієнтів. Така інформація в майбутньому створить основу для розробки маркетингових активностей, направлених на певні групи клієнтів (персоналізовані комунікації та промо-активності); розробки нових тарифних планів; більш ефективного здійснення витрат на адресну SMS/Viber/E-mail-розсилку; передбачення та уникнення відтоку клієнтів.

Дані за останні кілька місяців, вивантажені з внутрішньої системи зберігання даних, представляють собою таблицю з наступними полями (додаток 3): вік клієнта,

середньомісячні витрати на мобільний зв'язок та інтернет, середня тривалість розмов (середня кількість хвилин на вихідні дзвінки абонента за місяць), активність вдень / ввечері / вночі за місяць (кількість активності (дзвінків, повідомлень, підключень до Інтернет) за місяць у ранковий і денний / вечірній / нічний час, відповідно), активність з іншими містами / країнами за місяць, частка дзвінків на стаціонарні телефони (міські номери), обсяг Інтернету за місяць (в Мб). Були відібрані лише активні абоненти, які регулярно користуються послугами за останні декілька місяців.

На початковому етапі роботи з даною задачею було застосовано алгоритм побудови самоорганізаційних карт (карт Кохонена) з автоматичним вибором кількості кластерів. Для реалізації використано програмне середовище Deductor, в результаті чого було утворено 9 кластерів (0...8), профілі яких містяться на рис. 4.16.



Рис. 4.16. Профілі кластерів, отриманих з алгоритму «Карта Кохонена» в Deductor.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

На основі отриманих карт Кохонена (рис. 4.17) можна пересвідчитися у наявності кластерної структури в даних, а також детально проаналізувати групи

споживачів за різними ознаками та утворені кластери клієнтів. Так, аналізуючи карту «Вік», можна чітко виокремити три вікові групи: молодь, люди середнього віку та люди старші 45 років. Зупинившись детальніше на молоді, можна зрозуміти, що вона досить неоднорідна і серед неї можна виокремити декілька окремих кластерів. Перший розміщений у правому верхньому куті та характеризується тими клієнтами, які активно використовують послуги підприємства ввечері та вночі, використовують значною мірою інтернет-послуги. Як наслідок, вони витрачають на мобільний зв'язок і мобільний інтернет більше, ніж інші представники даної вікової групи.

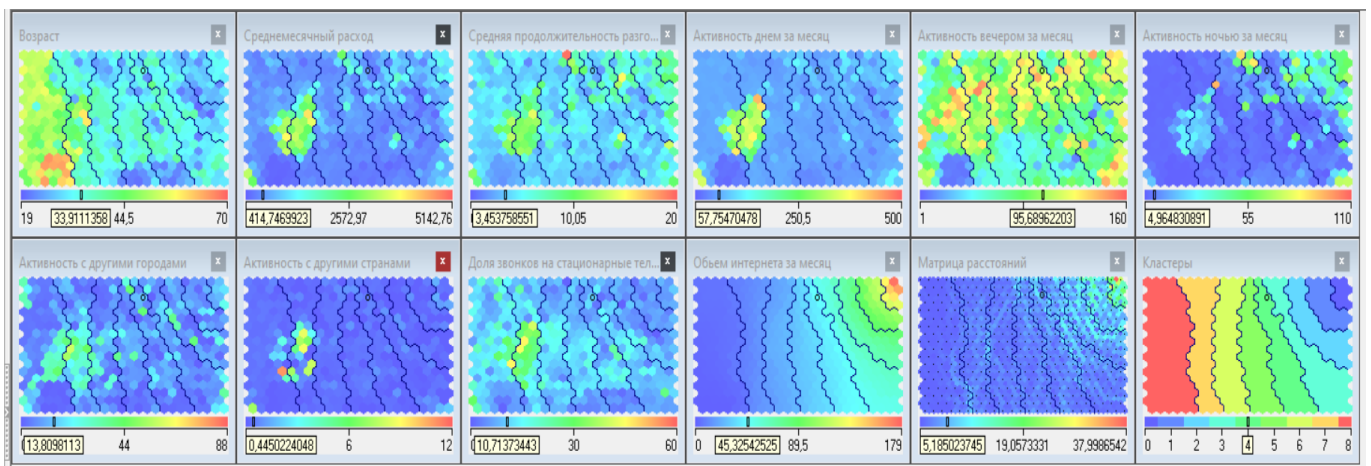


Рис. 4.17. Карта Кохонена, побудована в ПЗ «Deductor Studio».

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

Варто звернути увагу, що в даний сегмент потрапила більша частина тих, хто надає перевагу активності в нічний час. Можна передбачити, що це студенти та молодь, яка часто проводить вечір поза домом або спілкується офлайн/онлайн із друзями чи дивиться відео-контент. Нижче сконцентровано невелику групу молоді, яка не вирізняється активністю користування послугами ні в день, ні ввечері, ні вночі, тому, як наслідок, їхні щомісячні витрати невеликі. Решта людей даної вікової групи нічим особливим не вирізняється: помірні витрати на зв'язок та Інтернет і більшою мірою активність у вечірній час. Можна передбачити, що сюди потрапила більша частина молоді. Таким чином у молодіжній віковій групі чітко визначено 3 кластери.

Продовжуючи інтерпретацію карти Кохонена, зупинимось на людях зрілого та пенсійного віку. Звернемо увагу на яскраво виражений кластер у лівій нижній частині, в якому практично по всіх ознаках, крім Інтернету, спостерігаються високі значення, в тому числі щодо активності з іншими містами та країнами. Це так звані «VIP»-

клієнти: бізнесмени, керівники, топ-менеджери. Вони переважною більшістю зрілого віку, дуже багато активностей здійснюють вдень та ввечері (ймовірно, у зв'язку з роботою) і найменше використовують мобільний інтернет. Щомісячні витрати на зв'язок та Інтернет в даній категорії абонентів найвищі серед усіх клієнтів.

Лівіше в одному з кластерів спостерігається абсолютно протилежна картина: люди практично не користуються послугами зв'язку та Інтернету. Найімовірніше це пенсіонери, яким мобільний зв'язок та/або Інтернет потрібен у першу чергу для прийому вхідних дзвінків, а їх самостійна активність мінімальна. Витрати на зв'язок та Інтернет у даної групи клієнтів найнижчі, що може бути пов'язано з тим, що єдиним джерелом доходів є пенсія. Решту людей у вікових групах зрілого та пенсійного віку об'єднує те, що вони в основному активні в вечірній час і не дуже активно користуються Інтернетом. З більшою ймовірністю можна стверджувати, що сюди входять працюючі пенсіонери, дачники, батьки повнолітніх дітей.

Останній кластер людей середнього віку включає працюючих абонентів, проте серед них є група тих, хто здійснює невисоку активність ввечері (можливо це працівники з нестандартним графіком роботи – нічні / вечірні зміни тощо).

Проте автоматичне визначення кількості кластерів за алгоритмом g-means видає в даному випадку 9 кластерів, що може створити труднощі при практичному застосуванні через таку їх велику кількість. Прийнято рішення використати алгоритм k-means з попереднім розрахунком прийнятної кількості кластерів за методом ліктя. Результати реалізації даного методу демонструють доцільність зменшити кількість кластерів до 6 (рис. 4.18).

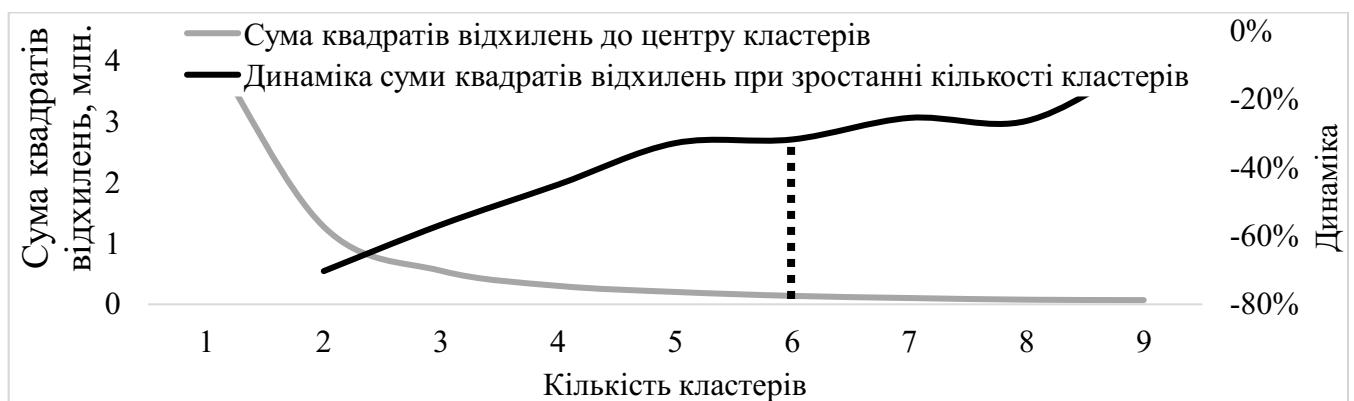


Рис. 4.18. Метод ліктя для визначення кількості кластерів алгоритму k-means.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

Як показано на рис. 4.19, у середовищі Weka було утворено 6 кластерів (0...5), кожен із яких містить від 4% до 31% клієнтів, що говорить про достатню кількість кейсів для навчання та майбутнього застосування моделі. Кожен кластер характеризується унікальним значенням центроїдів по кожному з 10 показників, що визначає відмінності між кожним із них і, як наслідок, визначає розбіжності у поведінці кожної групи.

| Final cluster centroids: | | | | | | | | | |
|--------------------------|-----------------------|--------------|---------------|---------------|--------------|--------------|--------------|---|-------------|
| Attribute | Full Data (4492.0) | Cluster# | | | | | | | |
| | | 0 (191.0) | 1 (1393.0) | 2 (1213.0) | 3 (693.0) | 4 (284.0) | 5 (718.0) | | |
| Age | 41.8949 | 45.0942 | 49.5327 | 26.9555 | 43.9986 | 31.1338 | 53.6908 | | |
| Expenses | 506.169 | 2851.0995 | 409.4056 | 293.7708 | 581.1746 | 1197.5458 | 83.0752 | | |
| Avcallduration | 4.2663 | 10.377 | 4.2491 | 3.4188 | 4.3232 | 8.8099 | 2.2535 | | |
| Activityday | 63.8598 | 316.3403 | 58.7782 | 48.4889 | 58.7157 | 100.6937 | 22.9178 | | |
| Activityevening | 70.3477 | 99.4136 | 65.3453 | 65.0313 | 125.4012 | 115.1761 | 10.4345 | 0 | 191 (4%) |
| Activitynight | 6.2732 | 18.288 | 1.6023 | 4.6991 | 1.9365 | 52.669 | 0.6323 | 1 | 1393 (31%) |
| Activitycities | 8.6612 | 29.2094 | 10.6461 | 5.3413 | 9.4401 | 14.4789 | 1.8997 | 2 | 1213 (27%) |
| Activitycountries | 0.394 | 3.089 | 0.3374 | 0.2234 | 0.3319 | 0.4824 | 0.1003 | 3 | 693 (15%) |
| Callshare | 10.3317 | 28.0471 | 12.6109 | 8.2844 | 11.9076 | 6.7711 | 4.5432 | 4 | 284 (6%) |
| Internet | 21.2433 | 7.2408 | 8.0976 | 38.2481 | 15.7778 | 82.9507 | 2.6114 | 5 | 718 (16%) |

Рис. 4.19. Результат кластеризації методом k-means: характеристика 6 кластерів.

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

На основі результатів проведено характеристику кластерів (рис. 4.20):

- кластер 5: включає людей зрілого та старшого віку, які мають найнижчі витрати та мінімальну активність використання всіх послуг, тобто можна припустити, що цей кластер формують у першу чергу пенсіонери та люди з невисокими доходами;
- кластер 4: включає молодих людей до зрілого віку, які мають помірні витрати на зв'язок та Інтернет, а їх активність особливо зростає у вечірній та нічний час. Вони показують найвищу частку використання мобільного Інтернету, тобто можна припустити, що в цю групу входить активна молодь, яка проводить вільний час поза домом або активно використовує Інтернет для спілкування чи розваг;
- кластер 3: включає молодих людей і людей зрілого віку з помірними витратами та найвищими рівнями телефонних розмов, особливо активність зростає у вечірній час, тобто можна припустити, що в цю групу входять люди, які активно використовують послуги підприємства для міжособистісного спілкування;
- кластер 2: включає людей до 35 років з помірними витратами та середніми показниками по активності. Група активно використовує Інтернет та має різний рівень активності у вечірній час;

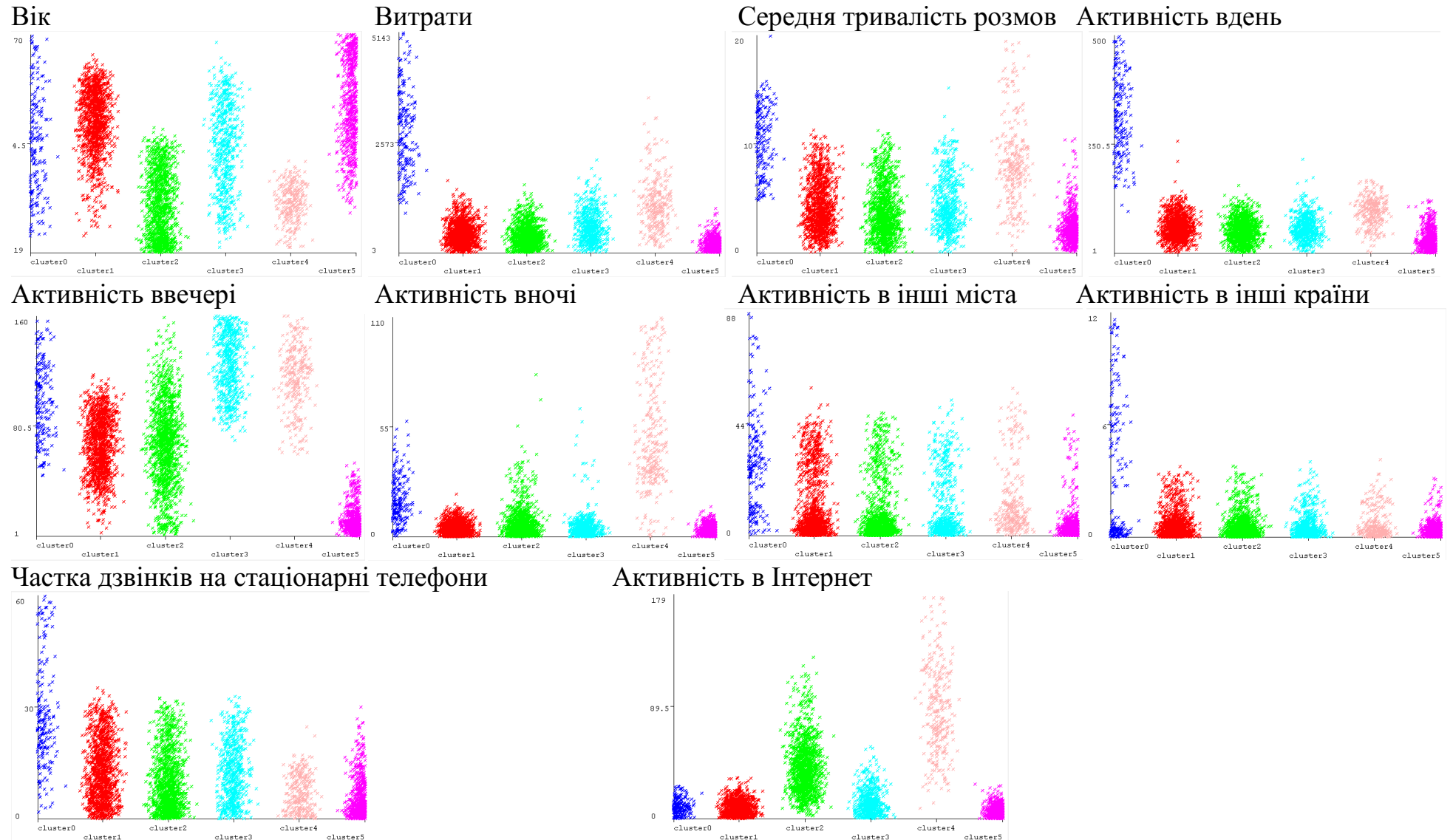


Рис. 4.20. Характеристики кластерів клієнтів телекомунікаційного підприємства, розраховані у ПЗ «Weka».

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

- кластер 1: включає людей зрілого та більш старшого віку з помірними витратами та середніми показниками по активності, з мінімальною активністю вночі та в Інтернеті;

- кластер 0: включає людей практично всіх вікових категорій, які мають найвищі витрати на зв'язок та Інтернет, середній рівень телефонних розмов і найвищу активність протягом дня та ввечері, найвищу активність з іншими містами та країнами, тобто можна припустити, що цю групу формують «VIP-клієнти», тобто представники бізнесу, які використовують зв'язок та Інтернет в робочих цілях.

Важливо дослідити питання про те, чи зберігається розбиття кластерів у різні періоди часу, та часовий горизонт, при якому доцільно застосовувати дані результати для майбутньої роботи. В короткостроковому періоді (1-3 роки) поведінка клієнтів відносно стабільна [271], адже вони споживають послуги в майже незмінних обсягах, мають відносно незмінний рівень життя та доходів [276] тощо. Проте, якщо говорити про довгострокову перспективу (5-10 років та більше), то результати кластеризації можуть мати суттєві відхилення від реальності, оскільки на це впливає низка факторів та загальноринкових трендів: старше покоління починає активніше споживати послуги мобільного інтернету (рис. 1.6) [272]; існує переключення з послуг мобільного зв'язку на послуги мобільного інтернету; рівень доходів населення покращується, і, як наслідок, витрати зростають; мобільність споживачів в попередні роки теж зростала за рахунок активізації туристичних маршрутів та розвитку міжнародного бізнесу; існує значний вплив пандемії COVID-19 та воєнних дій (зростання споживання мобільного інтернету, зокрема додатків для відео-зв'язку) тощо. Окрім того, змінюється структура населення за рахунок старіння нації та загальної міграції клієнтської бази з однієї вікової групи в іншу [276]. Так, наприклад, поточний клієнт у віці 20-30 років через певний час буде у віці 45-60, і його поведінка значною мірою буде відрізнятися від поточної поведінки аудиторії у віці 45-60 років. Основна причина цього - відмінності поведінки різних поколінь населення (X, Y, Z).

У зв'язку з цим результати кластеризації необхідно оновлювати на щорічній основі в період річного стратегічного та тактичного планування, аби результати відповідали актуальній поведінці клієнтів, а маркетингова діяльність була ефективно

адаптована до сучасних умов. Проте, не дивлячись на те, що результати потребують регулярної верифікації, потенціал та ефективність застосування методів машинного навчання та Data Science для бізнесу невпинно зростає.

Сформовані висновки будуть частиною комплексного дослідження для формування ефективної маркетингової стратегії і, як наслідок, управління маркетинговою діяльністю загалом. Сегментація клієнтів на базі технологій машинного навчання підвищує якість планування рекламної активності, адже дає можливість запуску персоналізованої комунікації інструментами digital-розміщення, а також забезпечує якісне управління лояльністю клієнтів за рахунок удосконалення продуктів та їх релевантну пропозицію зацікавленим сегментам.

Окрім цього, в маркетингу часто виникає **задача підвищення ефективності розсилок клієнтам** з метою мінімізації витрат на тих, хто не відгукується на рекламу. На прикладі бази даних, яка містить інформацію щодо клієнтів та їх активності, буде продемонстровано застосування методів класифікації для підвищення ефективності рекламної активності. Було побудовано модель відгуку та проаналізовано результати з метою формування рекомендацій для мінімізації витрат на нові розсилки клієнтам.

Набір даних містить інформацію щодо 13,5 тис. клієнтів, включаючи відомі відгуки на рекламну розсилку (0/1) і такі відомості, як стать, вік, кількість років, які споживач є клієнтом підприємства, загальна вартість усіх покупок, загальне число покупок, факти звернень в службу підтримки та ін.. Загалом для аналізу доступно 9 незалежних і 1 залежна змінні (додаток II).

Задача зводиться до бінарної класифікації, аби максимально чітко класифікувати споживачів за ймовірністю відгукнутися на рекламне повідомлення. Окрім того, відома також наступна інформація: витрати на одну розсилку $CM = 1 \text{ грн.}$, витрати на обслуговування 1 клієнта $CR = 9 \text{ грн.}$, очікувана виручка з 1 клієнта $R = 20 \text{ грн.}$, тому передбачається максимізація доходів від комунікації зі споживачем через розсилку.

Розглянемо можливі результати класифікації (табл. 4.3). При цьому, аби оцінити прогностичну силу класифікаційної моделі, необхідно порівняти очікуваний дохід $TP * (R - CM - CR) - FP * CM$ із тим, який можна отримати за умови масової розсилки всім учасникам.

Для того, аби обрати найкращий класифікатор (підхід до класифікації), було використано наступні методи: PART, OneR, JRip, Decision Table, IBk, SMO, Naive Bayes, J48(C4.5), Random Forest, Logistic, результати яких було агреговано з метою оцінки якості класифікації. Проте перед цим доцільно вирішити проблему незбалансованості вибірки. На поточний момент частка клієнтів, які відгукуються на розсилку складає 14,5%, що створює суттєвий дисбаланс між тими, хто відреагує, та тими, хто не відреагує на рекламне повідомлення. Використовуючи алгоритм oversampling, тобто збільшення частки певного класу, ми збалансували вибірку: враховуючи поточну частку класу response = 1, доцільно збільшити її в 5 разів, аби отримати збалансовані результати (46% для класу 1 та 54% для класу 0).

Таблиця 4.3

Можливі результати класифікації споживачів за змінною «Відгук»

| Прогноз | Факт | Результат | Економічна суть | Дохід |
|---------|-------|-----------|--|------------------------------|
| Немає | Немає | TN | Немає контакту, немає витрат | 0 |
| Є | Є | TP | Дохід за виключенням витрат на розсилку | $(R - CM - CR) = 10$ |
| Немає | Є | FN | Відсутні контакт і витрати, але є недоотримані доходи | 0 |
| Є | Немає | FP | Витрати на розсилку, яка не приносить результату, але споживач може відреагувати пізніше на іншу комунікацію, адже рекламне повідомлення має відкладений ефект | $CM * 0,9 = -1 * 0,9 = -0,9$ |

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

Проведення класифікації за згаданими вище алгоритмами для збалансованої вибірки дало змогу отримати результати, які для порівняння представлено у таблиці 4.4. За результатами видно, що IBk, J48 та Random Forest показують найкращу точність (у порівнянні з baseline класифікатором OneR точність зросла з 76,2% до 92,9-97,2%).

Серед методів на основі дерев рішень алгоритм J48 (C4.5) показує високі результати (точність на рівні 92,9%, 1337 спостережень класифіковано як такі, що матимуть результат, проте відгуку не було, що передбачає певні додаткові витрати

для підприємства). Дерево рішень зі стандартними налаштуваннями є найкращим варіантом алгоритму, оскільки показує найвищу точність за умови уникнення перенавчання. Дерево досить розгалужене, проте дає змогу чітко зрозуміти чинники, які впливають на те, чи буде клієнт реагувати на рекламне повідомлення, адже перетворюється на «золоті правила» для налаштування розсилки клієнтам.

Таблиця 4.4

Результати класифікації за різними методами для збалансованої вибірки

| Метод | Точність | AUC | Precision P та N | Recall P та N | Confusion Matrix | | | Дохід, грн. |
|--------------------------|--------------|--------------|---------------------|------------------|------------------|-------|----------------|----------------|
| | | | | | a | b | ←classified as | |
| PART | 84,6% | 0,94 | 77,9% | 92,1% | 8991 | 769 | a=1 | 15 430 |
| | | | 92,2% | 78,0% | 2552 | 9030 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| OneR | 76,2% | 0,77 | 70,0% | 84,0% | 8200 | 1560 | a=1 | 12 887 |
| | | | 83,7% | 69,6% | 3513 | 8039 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| JRip | 86,6% | 0,91 | 82,8% | 89,2% | 8710 | 1050 | a=1 | 15 612 |
| | | | 90,3% | 84,3% | 1808 | 9744 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| Decision Table | 82,3% | 0,92 | 74,5% | 93,2% | 9097 | 663 | a=1 | 15 077 |
| | | | 92,7% | 73,0% | 3117 | 8435 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| IBk | 95,8% | 0,96 | 91,5% | 100,0% | 9760 | 0 | a=1 | 18 616 |
| | | | 100,0% | 92,2% | 904 | 10648 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| SMO | 79,3% | 0,79 | 79,4% | 74,1% | 7229 | 2531 | a=1 | 12 583 |
| | | | 79,3% | 83,8% | 1875 | 9677 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| Naive Bayes | 77,9% | 0,88 | 87,6% | 60,2% | 5880 | 3880 | a=1 | 10 931 |
| | | | 73,4% | 92,8% | 829 | 10723 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| J48 | 92,9% | 0,96 | 87,8% | 98,3% | 9592 | 168 | a=1 | 17 847 |
| | | | 98,4% | 88,4% | 1337 | 10215 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| Random Forest | 97,2% | 0,999 | 94,2% | 100,0% | 9760 | 0 | a=1 | 18 918 |
| | | | 100,0% | 94,8% | 602 | 10950 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| Logistic | 79,1% | 0,87 | 80,1% | 72,4% | 7063 | 2697 | a=1 | 12 373 |
| | | | 78,4% | 84,8% | 1753 | 9799 | b=0 | |
| | | | | | | | | |
| AdaBoostM1 | 79,5% | 0,90 | 72,9% | 87,9% | 8579 | 1181 | a=1 | 13 961 |
| | | | 87,6% | 72,3% | 3197 | 8355 | b=0 | |
| | | | | | | | | |

Джерело: розрахунки автора на основі даних [227].

Підхід Random Forest продемонстрував найвищі результати як з точки зору загальної точності, показників Precision та Recall, так і з метою мінімізації вартості на неефективні

Forest зберігають найкращі показники з точки зору точності (83,2-95,8%), Precision та Recall, а також потенційного доходу. Серед них найвищі результати продемонстрував підхід Random Forest без урахування підходу Cost-Sensitive класифікації, який у поєднанні з J48 та ІВк рекомендований до впровадження з метою раціоналізації витрат на рекламну активність, що є одним з ключових напрямків маркетингової діяльності. Таким чином, на основі застосованих методів класифікації даних підприємство може налаштувати розсилки на тих клієнтів, імовірність відгуку яких на повідомлення буде вищою. Як наслідок, витрати буде мінімізовано, а доходи будуть зростати.

Моделі класифікації для прогнозування відтоку споживачів. Проникнення мобільного зв'язку в Україні наближається до 150%, тому операторам стає все важче залучати нових абонентів, і утримання існуючих клієнтів набуває більшого значення [297]. Розглядаючи проблему утримання абонентів, перед підприємством стоїть задача розробки моделей класифікації, які б зменшили відтік абонентів, тобто максимізували лояльність. Бізнес-цілі включають правильну побудову ефективної класифікаційної моделі для прогнозування відтоку; зниження на 10% відтоку та витрат на утримання клієнтів шляхом створення дієвої персоналізованої пропозиції для кожної групи (сегменту) споживачів, яка має найбільший ризик (імовірність) відтоку [71]. Ключова ідея полягає в тому, щоб дослідити профіль клієнта за допомогою різних джерел даних, включаючи дані дзвінків, інформацію про тарифи, вартість, оплату, дзвінки в службу підтримки клієнтів, демографічні змінні, а потім спрогнозувати ймовірність того, що клієнти відмовляться від споживання послуг на основі їх характеристик [115].

Для досягнення цілей дослідження було реалізовано відповідні моделі, що відповідають концептуальному підходу, описаному в параграфі 2.2. Доступна база даних включає клієнтів одного з підприємств телекомунікаційного ринку України, яка містить неперсоніфіковані дані клієнтів про їх активність (дзвінки, SMS, Інтернет, тривалість розмови тощо), послуги, які найчастіше використовуються, цінову категорію тарифу, інтереси клієнтів. Отримані дані містять 4 492 записи з 11 основними змінними: вік, середньомісячні витрати, середня тривалість розмов, дзвінки вдень, ввечері та вночі за місяць, дзвінки на стаціонарні телефони за місяць,

дзвінки за кордон за місяць, частка дзвінків іншим операторам за місяць, кількість SMS за місяць, а також відтік (*outflow*) як логічна (булева) змінна, що була обрана цільовим показником (додаток 3). База містить інформацію про абонентські тарифні плани та відповідні їм інші характеристики, оскільки містить інформацію про кількість дзвінків у різний час доби, дзвінки за кордон, дзвінки в мережі тощо, порівняння яких дає змогу визначити найпоширеніший тарифний план і порівняти його з відповідною цільовою групою. Виявлення найбільш лояльних груп клієнтів і пропозиція їм найкращого тарифного плану допоможе задовольнити потреби обраної групи та підвищити ефективність маркетингу.

Підготовка даних передбачає також створення додаткових полів у базі даних. Оскільки вік респондентів від 19 до 70 років, то абонентів було поділено на наступні 5 категорій (змінна *вікова категорія*): 19-24 та 25-34 роки, 35-50, 51-60 і 61-70 років. Також створено змінні нормованих значень середньомісячних витрат і середньої тривалості дзвінків.

Клієнтів можна сегментувати за часовими, частотними та грошовими аспектами. Час включає тривалість дзвінків і Інтернет-з'єднань протягом певного періоду часу. Частота охоплює те, що споживач часто користується послугами підприємства протягом певного періоду. Грошовий аспект містить рівень витрат протягом певного періоду. Ці аспекти для сегментації також були використані в новому підході TFM (часово-частотно-грошовий), запропонованому В. Вассуф та ін. [200]. Аналізуючи ознаки лояльності на кожному рівні, можна запропонувати споживачам найбільш актуальні пропозиції та послуги.

Аналіз доступних типів даних і переліку вимог до моделювання, показав, що доречно використати низку алгоритмів і методів інтелектуального аналізу даних, що добре себе зарекомендували на практиці: логістичну регресію, дерева рішень, XGBoost, C5.0, KNN, Neural Network, Ensemble, Random Tree, Ensemble Neural Net тощо. Для оцінки моделей прогнозування відтоку використовувалися наступні параметри: точність, *precision*, похибки першого та другого типів, F-міра та площа під кривою ROC (AUC ROC), яка є найбільш ефективним критерієм і поєднує в собі можливість отримати високу точність, чутливість до реальної ситуації та мінімізувати

специфічність моделі [95, 127].

Модель буде вважатися успішною, якщо принаймні 90% клієнтів класифіковані правильно. Як критерій відхилення моделі вимагається, щоб площа під кривою (AUC ROC) становила принаймні 80%. Крім того, ефективність моделей визначатиметься як відношення доходу, який у разі впровадження моделі класифікації матиме підприємство, до доходу, який воно матиме у випадку без впровадження моделі.

Побудову моделі в рамках запропонованого концептуального підходу було розпочато з вузла AutoClassifier у IBM SPSS Modeler. Цей вузол дозволяє оцінювати та порівнювати кілька різних методів моделювання, тестуючи різні підходи за один цикл процесу моделювання (наприклад, існує можливість випробувати всі варіанти ШНМ (швидкий, динамічний чи усічений)). Вузол генерує та досліджує набір моделей на основі всіх можливих комбінацій варіантів, ранжує моделі-кандидати на основі заданого показника (зазначених критеріїв) і зберігає найкращі моделі для подальшого аналізу. У цьому дослідженні було обрано всі можливі моделі (C5, логістична регресія, байєсівська мережа, алгоритм KNN, LSVM, Random Forest, SVM, дерево XGBoost, CHAID, Quest тощо). Критерії доходу використовувались при налаштуванні вузла AutoClassifier, включаючи критерії вартості на рівні 5 і прибутку на рівні 10.

Результати ТОП-7 моделей з вузла AutoClassifier представлені в таблиці 4.6. Аналіз одержаних результатів дав змогу визначити 5 найкращих моделей: C5, XGBoost, Random Trees, Neural Network, KNN, у яких загальна точність перевищує 96% і площа під кривою більше 0,985.

Таблиця 4.6

Результати порівняння якості ТОП-7 моделей автокласифікатора

| Модель | Максимальний виграш | Загальна точність | AUC ROC |
|---------------------|---------------------|-------------------|---------|
| C5.0 | 2095 | 99,265 | 0,999 |
| Дерево XGBoost | 2020 | 99,154 | 0,999 |
| Random Forest | 1890,75 | 97,996 | 0,996 |
| Neural Net | 1850 | 98,175 | 0,995 |
| KNN | 1420,39 | 96,549 | 0,986 |
| SVM | 1275 | 95,347 | 0,980 |
| Логістична регресія | 1320,0 | 95,481 | 0,960 |

Джерело: розрахунок автора у IBM SPSS Modeler на основі даних [227].

Далі розберемо важливість предикторів. Більшість предикторів для всіх побудованих моделей еквівалентні, але найважливішим предиктором є *середня тривалість розмов*. У моделі C5.0 найважливішими предикторами, які вказують на потенційний відтік абонентів з бази підприємства, є *середня тривалість розмови* та *частка дзвінків іншим операторам*. Решта 8 запропонованих атрибутів були усунуті в процесі імплементації моделі C5.0 (рис. 4.21).

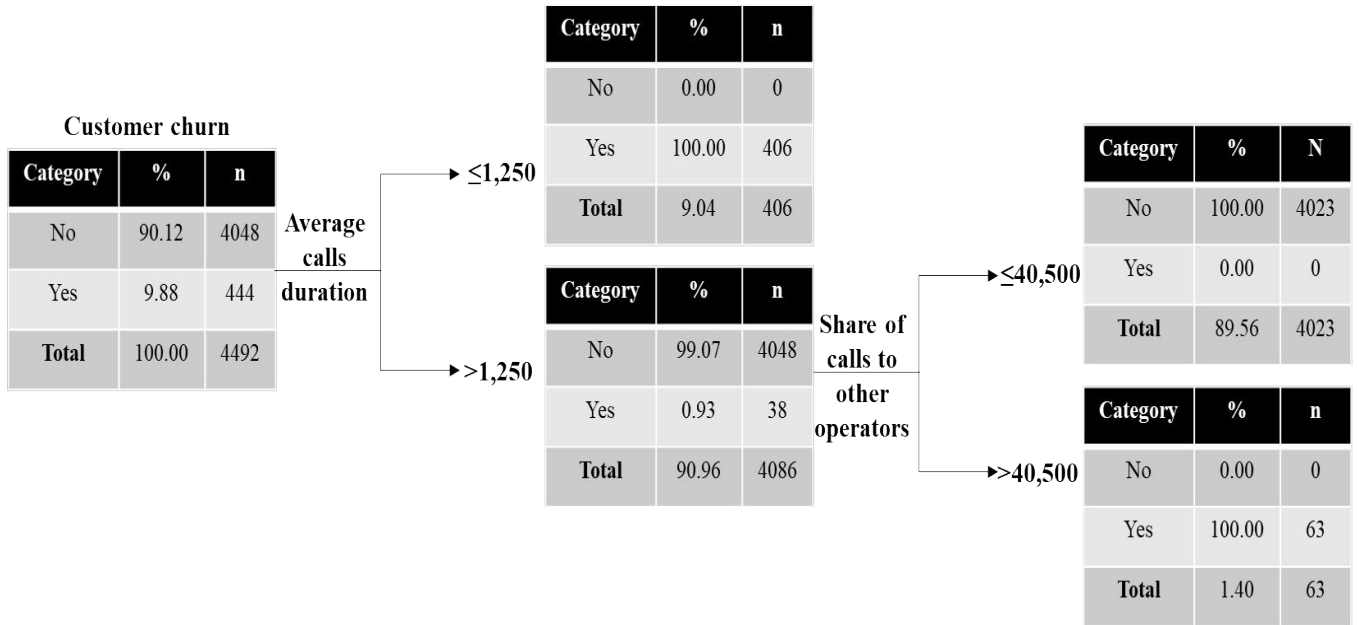


Рис. 4.21. Дерево рішень C5.0, де перший розподіл базується на найважливішому атрибуті «середня тривалість розмов».

Джерело: побудовано автором на основі моделювання даних [227].

Аналіз результатів показав, що загальна точність класифікації за C5.0 становить 99,27%, AUC дорівнює 0,999, що означає відмінний результат класифікації даних. Загальна точність побудованої моделі за KNN становить 96,1%, площа під ROC-кривою (AUC) – 0,983, що свідчить про досить точну класифікацію лояльності клієнтів (табл. 4.7).

Наступна модель – ШНМ. У цьому дослідженні було побудовано багатошаровий перцептрон для цільової метрики *Outflow* за умови мінімальної похибки. Загальний вигляд побудованої моделі ШНМ наведено на рис. 4.22. Таблиця 4.7 містить результати оцінки якості моделі, де загальна точність становить 98,2%, AUC – 0,995.

Аналіз результатів виявлення важливості предикторів дав змогу сформулювати висновок про те, що найважливішим предиктором є *середня тривалість розмов*,

середньомісячні витрати і частка дзвінків іншим операторам за місяць (рис. 4.23).

Таблиця 4.7

Результати оцінки якості моделей (помилки класифікації) C5.0, KNN, Neural Net

| C5.0 | | | KNN | | | Neural Net | | |
|------|-------|-----|-----|-------|-----|------------|-------|-----|
| | Hi | Так | | Hi | Так | | Hi | Так |
| Hi | 4 019 | 29 | Hi | 4 028 | 20 | Hi | 4 006 | 42 |
| Так | 4 | 440 | Так | 154 | 290 | Так | 40 | 404 |

Джерело: складено автором за результатами моделей на основі даних [227].

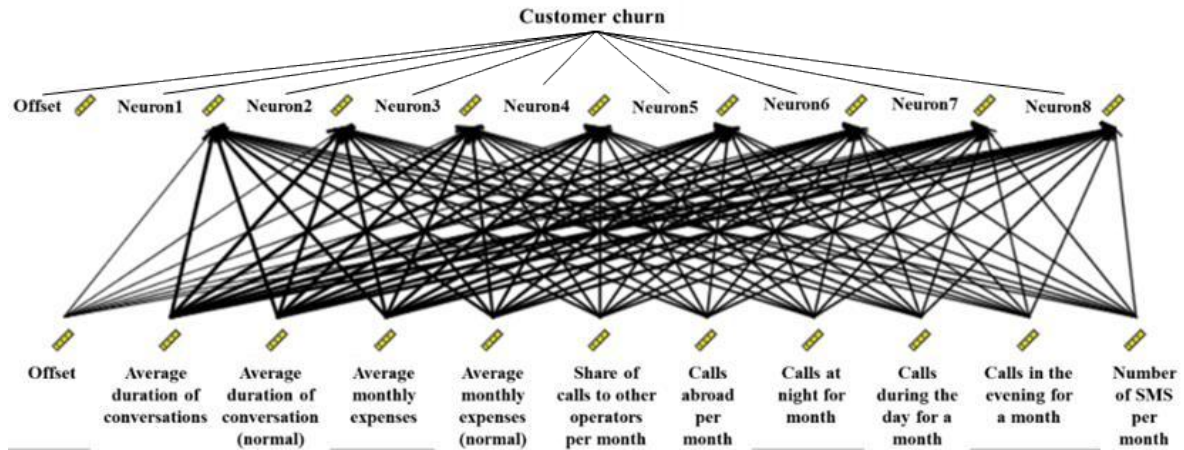


Рис. 4.22. Загальний вигляд побудованої моделі ШНМ.

Джерело: створено автором у IBM SPSS Modeler на основі даних [227].

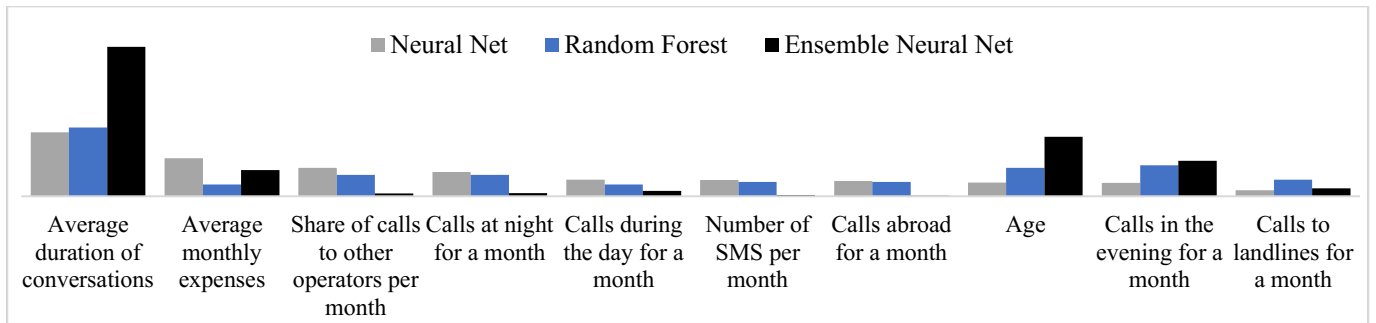


Рис. 4.23. Важливість предикторів у моделях ШНМ, Random Forest, Ensemble Neural Net.

Джерело: побудовано автором на основі моделювання даних [227].

Вузол «Ensemble» об’єднує кілька зліпків моделей, що дозволяє отримувати більш точні прогнози, ніж будь-яка з цих моделей окремо. Поєднуючи прогнози з кількох моделей, можна уникнути обмежень в окремих моделях, що призведе до вищої загальної точності. Було створено ансамбль моделей C5.0, KNN та Neural Net і порівняно результати. Таким чином, точність моделі становить 98,8% (табл. 4.8), що вище, ніж при побудові окремої моделі Neural Net (97,5%) або KNN (96,1%), але дещо нижче, ніж при побудові окремої моделі C5.0 (99,3%).

Random Forest. Моделі дерева рішень використовуються для створення систем класифікації, які передбачають або класифікують майбутні спостереження на основі набору правил прийняття рішень. Цей підхід має декілька переваг. По-перше, процес міркування, що лежить в основі моделі представляється явно у вигляді дерева. По-друге, процес автоматично включає в свої правила лише ті атрибути, які дійсно мають значення при прийнятті рішення. Атрибути, які не сприяють точності дерева, ігноруються. Моделі дерева рішень можна перетворити на набір правил «Якщо ..., то ...», які в багатьох випадках надають інформацію в більш зрозумілій формі.

Таблиця 4.8

Результати оцінки якості ансамблю моделей

| Ensemble | | | Random Forest | | |
|----------|-------|-----|---------------|-------|-----|
| | Ні | Так | | Ні | Так |
| Ні | 4 041 | 7 | Ні | 3 959 | 89 |
| Так | 45 | 399 | Так | 1 | 443 |

Джерело: складено автором за результатами моделей на основі даних [227].

Було проаналізовано результати використання методу *Random Forest* для класифікації лояльності клієнтів і потенційного відтоку з мережі. Так, оцінка точності моделі становить 96,9%, частка помилкових класифікацій – 2% (табл. 4.8). З рис. 4.22 видно, що основним предиктором є середня тривалість розмов.

Основні правила прийняття рішень щодо вихідної змінної, для якої найпоширенішою є категорія *Ні*, а точність правил, точність ансамблю та рівень інтересу = 1 є наступні: (Середньомісячні витрати (норма) $\leq 0,87$) & (Частка дзвінків іншим операторам за місяць $> 23,0$) & (Середня тривалість розмови (нормована) $> -0,98$); (Дзвінків на день за місяць $\leq 104,0$) & (Середня тривалість розмови $> 1,3$); (Частка дзвінків до інших операторів за місяць $\leq 23,0$) & (Середня тривалість дзвінка (нормована) $> -0,98$); (Дзвінки на день за місяць $\leq 104,0$) & (Середня тривалість дзвінка (нормована) $> -0,98$) & (Вік $> 23,0$); (Частка дзвінків на інші оператори за місяць $\leq 23,0$) & (Середньомісячні витрати $> 119,25$) & (Вік $\leq 23,0$).

В результаті загальна точність моделі становить 98%, AUC - 0,996, Gini - 0,993, що свідчить про досить високий рівень класифікації клієнтів за потенційно можливим відтоком з мережі підприємства.

Далі спробуємо підвищити точність за допомогою гібридизації ШНМ із Ensemble Neural Net. Для цього було обрано boosting та створено ансамбль за допомогою бустингу, який генерує послідовність моделей для отримання більш точних прогнозів. В результаті точність ансамблю досягає 99,5%, наївної моделі - 90,1%. Найважливішим предиктором є *середня тривалість розмов* (рис. 4.22). За результатами побудованої моделі доведено досить високі точність і значення AUC.

Порівняння точності моделей та оцінка результатів. Оскільки найнижча допустима якість моделей була визначена як 90%, результати отриманих моделей (якість яких перевищує 95%) повністю відповідають поставленим задачам (табл. 4.9).

Таблиця 4.9

Узагальнені результати точності побудованих моделей

| Методи | Точність | AUC | Джині |
|---------------------|----------|-------|-------|
| C5.0 | 99,27% | 0,999 | 0,999 |
| KNN | 96,13% | 0,983 | 0,966 |
| ШНМ | 98,17% | 0,995 | 0,999 |
| Ансамбль | 98,84% | 0,999 | 0,999 |
| Випадкове дерево | 98,00% | 0,996 | 0,993 |
| Ensemble Neural Net | 99,51% | 0,999 | 0,999 |

Джерело: побудовано автором за результатами розробки різних моделей.

У результаті було підтверджено гіпотезу про те, що *середня тривалість розмов* має найбільший вплив на відтік клієнтів, тому цільовим показником покращення тарифних планів є вартість дзвінків та якість зв'язку. Порівнюючи якість побудованих моделей, слід зазначити, що найбільш точні дані отримані за допомогою ансамблю ШНМ (загальна точність 99,5%), C5.0 (загальна точність 99,3%) та ансамблю, що складається з комбінації трьох моделей (сумарна точність 98,8%).

Таким чином, впровадження моделей і технологій Data Science через кожен етап процесу на основі запропонованого концептуального підходу забезпечило якісний кінцевий результат дослідження. На початку дослідження були визначені цілі та особливості прогнозування відтоку, основні проблеми, критерії успішності моделі, можливі загрози. На етапі моделювання основні моделі (C5.0, KNN, Neural Net, Ensemble, Random Tree, Neural Net Ensemble) були реалізовані в IBM SPSS Modeler. Моделі релевантно ранжувати на основі простоти інтерпретації та точності.

Оцінка точності результатів досягла понад 95%, що свідчить про можливість та доцільність використання моделей у подальшій класифікації клієнтів для визначення лояльності клієнтів до підприємства та мінімізації відтоку споживачів. Високий рівень класифікації клієнтської лояльності дозволяє правильно визначити її рівень та виявити потенційний намір залишити підприємство, що дозволить у майбутньому розробити найбільш ефективний тариф для зменшення відтоку клієнтів, підвищення лояльності та залучення нових клієнтів.

Визначено основні фактори, що впливають на відтік клієнтів з мережі, серед яких середня тривалість дзвінків і кількість дзвінків на інші мобільні оператори. Окрім того, визначено міру впливу цих факторів. Саме ці фактори є основою для шляхів покращення послуг підприємства та зростання результатів бізнесу.

Результати дослідження доцільно своєчасно використовувати для проактивного управління та швидкого реагування, запобігання відтоку клієнтів (оскільки залучення нового клієнта в 5-10 разів дорожче, ніж утримання існуючого), збереження лояльності та задоволеності клієнтів. Моделювання сприяє зниженню витрат через підвищення ефективності маркетингової діяльності з управління відтоком споживачів як українських, так і міжнародних підприємств телекомунікаційної галузі шляхом прийняття ефективних рішень на основі даних та вдосконалення математичної методології прогнозування відтоку споживачів.

Крім того, необхідний періодичний моніторинг для своєчасного виявлення нових потенційних факторів, які призведуть до відтоку клієнтів. Тому доцільно проводити дослідження на регулярній основі та з додатковими змінними характеристик клієнта. Моделі можуть застаріти через радикальну зміну тарифних планів або кон'юнктури ринку, погіршення якості послуг, істотні зміни економічної ситуації або позицій на ринку. Щоб запобігти цьому, необхідно щомісячно вдосконалювати моделі та своєчасно реагувати на можливі загрози.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 4

1. В межах реалізації концептуального підходу запропоновано багатofакторну регресійну модель медіа-міксу для визначення ефективності рекламної кампанії та

вдосконалення медіа-стратегії через прогнозування завантаженості Call Center на прикладі підприємства у галузі банківського сектору. Модель передбачає врахування мультиплікативного ефекту від кожного часового інтервалу протягом дня та кожного дня тижня на віддачу від рекламної активності, яка є ключовим драйвером дзвінків у Call Center як індикатору рівня залучення клієнтів до послуг банку.

2. Основною перевагою запропонованої моделі для прогнозування кількості вхідних дзвінків є її погодинна і потижнева специфікація, що дає змогу визначити ефект від різних хронометражів рекламних матеріалів, різних креативів, а також оцінити момент і міру зносу рекламного повідомлення (падіння його ефективності). Впровадження такої моделі стало основою для пошуку ефективних рішень щодо медіа-стратегії та підвищення ROMI на 58%. Окрім того, досягнуто зростання ефективності операційної роботи Call Center через максимальну обробку дзвінків з мінімальними трудовими затратами завдяки погодинному прогнозу дзвінків з високою точністю.

3. Запропоновано регресійні моделі маркетингового комплексу для підвищення ефективності медіа-стратегії підприємств роздрібною торгівлі, де в якості цільової залежної змінної обрано офлайн- та онлайн-трафіки в магазини. На підставі одержаних моделей та аналізу значущості факторів у них доведено, що трафік залежить від сезонності, факторів зовнішнього середовища, зокрема пандемії COVID-19, рекламної активності підприємства та його конкурентів на TV, в digital, зовнішній рекламі та на радіо, ефективність і ROMI яких суттєво відрізняється, що стає основою для вдосконалення медіа-стратегії з метою більш ефективного залучення клієнтів у магазини. Як результат апробації запропонованої моделі досягнуто підвищення ROMI на 40%.

4. Вплив реклами в моделі запропоновано враховувати із мультиплікативним ефектом від періоду розміщення, оскільки виявлено, що для трафіку підприємств роздрібною торгівлі характерна значна сезонність протягом року. Показано, як врахування сезонності трафіку та вартості розміщення реклами може стати основою для визначення сезонного ROMI та перерозподілу маркетингових бюджетів протягом року. Окрім того, на основі моделювання виявлено, що забування реклами відрізняється для різних хронометражів роликів, а COVID-19 призвів до суттєвого падіння трафіку, проте частина з нього компенсувалась відкладеним попитом.

5. Розроблено та апробовано підхід до формування регіональної стратегії підприємства, що базується на аналізі показників BDI, CDI та BDI на основі даних по трафіку і товарообороту. Така концепція сприяє формуванню стратегічного бачення в регіональному масштабі та покращує якість регіональної медіа-стратегії, оскільки дає змогу розділити міста на 4 групи та визначити відповідний фокус бізнес-стратегії, а саме залучення нової аудиторії для міст з високим середнім чеком і конверсією, утримання, посилення чи стимулювання покупки дорогих категорій товарів для міст з низьким середнім чеком і конверсією.

6. На основі імплементації низки методів машинного навчання для підприємств телекомунікаційного ринку запропоновано систему моделей, що дозволяють вирішити комплекс задач щодо сегментації клієнтів, підвищення ефективності рекламної активності та мінімізації відтоку споживачів послуг. Було виявлено кластерну структуру у клієнтській базі на основі соціально-демографічних показників клієнтів та їх поведінкових характеристик щодо користування послугами. Окреслено механізм сегментації клієнтів через застосування самоорганізаційних карт та реалізацію алгоритму k-means, що формує основу для розробки тарифних планів та персональних пропозицій.

7. Результати моделювання підтверджують, що ШНМ, алгоритм Random Forest та ансамблеві моделі показують високу економічну ефективність вирішення задач класифікації, що підтверджується збільшенням доходу не менш, ніж на 10%. Продемонстровано дієвий механізм формування бізнес-рішень, що сприяють максимізації ефективності розсилок із рекламними повідомленнями та мінімізації відтоку клієнтів в межах бізнес-стратегії підприємства. Виходячи з даних досліджуваного підприємства, можна зробити висновок, що ключовими факторами, які визначають відмову споживачів від послуг оператора (відтік) є середній обсяг спожитих послуг та середньомісячні витрати. Результати застосування методів машинного навчання створюють основу для вдосконалення продуктової пропозиції, її релевантного донесення до ЦА, підвищення ефективності комунікації з клієнтами для збільшення дохідності та утримання показників лояльності клієнтської бази.

Матеріали розділу опубліковані в роботах [36, 40-41, 67-68, 71, 157, 268, 291, 293].

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі здійснено дослідження особливостей моделювання маркетингової діяльності через побудову економіко-математичних моделей на основі Data Science технологій для різних підприємств, а також запропоновано новий підхід до реалізації та впровадження моделювання на підприємстві шляхом застосування актуальних економіко-математичних моделей, методів і підходів та імплементації мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень. Відповідно до поставленої мети та сформульованих задач було проведене комплексне дослідження, у результаті якого сформовано наступні висновки:

1. На основі вивчення сучасних особливостей формування бізнес-стратегії підприємства, зростаючої складності та різноманітності факторів його внутрішнього та зовнішнього середовища було визначено, що маркетингова стратегія є ключовим елементом бізнес-стратегії підприємства, у фокусі якої насамперед є орієнтованість на споживача та використання новітніх цифрових технологій. У відповідь на прагнення підприємства мінімізувати ринкові загрози та максимізувати потенційні можливості розвиваються нові перспективні підходи підтримки рішень. Сучасні інформаційні технології дозволяють збирати значні масиви даних, здійснювати через застосування методів і інструментів Data Science їх поглиблений аналіз, тим самим створюючи можливість більш точно й аргументовано планувати та реалізовувати маркетингову діяльність в межах ефективної бізнес-стратегії.

2. Аналіз особливостей та тенденцій діяльності підприємства в епоху маркетингу 5.0 дозволив запропонувати низку удосконалень щодо ключових принципів маркетингового планування, що забезпечують підвищення його якості. Зокрема сформовано авторське бачення ключових принципів медіа-планування, серед яких максимізація охоплення, робота з мультимедійним медіа-міксом, де основний спліт забезпечується TV та digital, залучення банерної та мобільної реклами, адаптація креативних матеріалів відповідно до їх ефективності, занурення у регіональну специфіку ведення бізнесу та максимізація ефективності контакту зі споживачем.

3. Збільшення обчислювальних ресурсів, доступності даних сприяє розвитку новітніх технологій та сфери Data Science, яка охоплює широкий спектр інструментів,

що сприяють обробці та аналізу структурованих та неструктурованих даних для виявлення в них знань з метою вдосконалення процесу прийняття рішень на підприємстві. Data Science в широкому тлумаченні об'єднує методи з обробки великих даних, статистичні методи, методи Data Mining, алгоритми штучного інтелекту, а також методи проектування та розробки баз даних. Показано, що аналітичні технології посідають ключове місце серед Data Science технологій та передбачають роботу із великою кількістю методів і моделей, зокрема, методами машинного навчання для задач прогнозування (в т. ч. регресійним аналізом та економетричними моделями), ШНМ, методами пошуку асоціативних правил, а також низкою методів класифікації та кластеризації. Як ефективний шлях реалізації методології Data Science визначено розробку багатофункціональних СППР, здатних забезпечити науково обґрунтовану підтримку прийняття рішень для управління економічними системами.

4. Окреслено методологічні засади моделювання бізнес-стратегії підприємства, де основою є сучасні підходи, що фокусуються на поглибленому аналізі великих масивів даних. Обґрунтовано доцільність моделювання маркетингової діяльності за допомогою Data Science технологій для ефективного розв'язання таких задач маркетингу, як деталізоване розуміння основних факторів ефективності бізнесу та формування ефективної маркетингової стратегії, оцінка ефективності різних каналів комунікації (розрахунок ROMI) та формування дієвої і раціональної медіа-стратегії для досягнення бізнес-цілей, формування ефективного розподілу маркетингових бюджетів по періодах, форматах, регіонах, продуктах підприємства для максимізації продажів, оцінка взаємовпливу факторів маркетингового комплексу, визначення цінової еластичності та ефективності системи збуту, сценарне прогнозування та інші.

5. На основі аналізу сучасних наукових досліджень з моделювання маркетингової діяльності систематизовано відповідні методологічні підходи до моделювання та визначено релевантні економіко-математичні моделі, а саме моделі маркетингового комплексу, поведінки споживача, визначення впливу рекламної активності та медіа-міксу, формування портфельної стратегії. Для підтримки моделювання запропоновано використовувати методологію Data Science, зокрема методи машинного навчання та алгоритми штучного інтелекту. Сформовано основні припущення та гіпотези, що

потребують перевірки при моделюванні і стосуються споживача, продукту, дистрибуції, ціни (цінового індексу), конкурентів, а також низки маркетингових активностей підприємства в різних розрізах.

6. Запропоновано концептуальний підхід до моделювання маркетингової діяльності підприємства, що орієнтований на дані та новітні технології їх збирання, обробки та аналізу. Підхід передбачає глибоке занурення в специфіку маркетингової діяльності підприємства і при цьому забезпечує формування інформаційної картини розвитку бізнесу та платформу для розробки ефективних управлінських рішень щодо дієвої бізнес-стратегії. Перевагою цього підходу є детальне опрацювання кожного кроку процесу моделювання з обґрунтуванням можливості та доцільності залучення певних методів та інструментів Data Science, їхнього потенціалу та обмежень. Іншою важливою перевагою підходу є те, що в ньому детально опрацьовані не лише методичний, інструментальний та модельний рівні, а також і організаційно-практичний рівень, а саме запропоновано варіанти імплементації підходу через розробку мультиагентної МСППР.

7. Запропоновано архітектуру МСППР на основі агентного підходу, перевагами якого є забезпечення функціональності, гнучкості, адаптивності, інтегрованості з ІТ інфраструктурою підприємства. Система передбачає взаємодію двох агентів для збору та обробки даних та семи агентів для моделювання (ММК, підтримки цінової політики, управління портфелем брендів, стратегічного аналізу, сегментації і класифікації клієнтів, прогнозування), які використовують відповідні методи і моделі Data Science. Функціонал цих агентів дозволяє вирішувати низку завдань щодо формування комплексу маркетингу та медіа-міксу, оптимізації індексу цін, покращення розподілу бюджету на портфель брендів та прогнозування ключових показників бізнесу. Пропонуючи обґрунтовані рішення щодо маркетингової стратегії, МСППР виступає джерелом підтримки процесів формування ефективної бізнес-стратегії, використовуючи при цьому переваги поєднання агентних технологій та методів інтелектуального аналізу даних.

8. В рамках запропонованих моделей та інструментів удосконалено аналітичні підходи для забезпечення ефективної регіональної маркетингової стратегії, зокрема

удосконалено підхід «BDI-CDI» за рахунок запропонованої концепції «BDI по трафіку – BDI по товарообороту», що дає змогу визначити стратегічні фокуси маркетингової діяльності в регіональному розрізі. При моделюванні ефективної портфельної стратегії запропоновано розраховувати показник Media Boost, який у авторському трактуванні визначає внесок рекламної активності в продажі та частку ринку та, як наслідок, ROMI, що дає можливість пріоритезувати (ранжувати) бренди в портфелі і максимізувати ефективність від розподілу медіа-інвестицій. Також було удосконалено підхід до оцінювання цінової еластичності та формування оптимальної цінової політики з точки зору максимізації продажів через визначення впливу індексу ціни на частку ринку в натуральних обсягах та частку ринку в грошах, де виникає нелінійна залежність. Запропоновані аналітичні підходи було апробовано на фармацевтичних, FMCG і торгівельних підприємствах, що дало змогу продемонструвати дієвий механізм їх імплементації для вдосконалення аспектів маркетингової стратегії.

9. Запропонований концептуальний підхід було апробовано на підприємствах різних видів економічної діяльності (фармацевтичної галузі, FMCG, фінансового сектору, роздрібною торгівлі, а також телекомунікацій) при вирішенні низки задач моделювання маркетингової діяльності та формування ефективної маркетингової стратегії, розробки рекомендацій для вдосконалення різних її аспектів. Зокрема побудовано економіко-математичні моделі визначення параметрів залежності продажів, частки ринку, трафіку чи дзвінків у Call Center тощо від інструментів маркетингового комплексу та моделі машинного навчання, що разом дає змогу раціоналізувати маркетингові витрати та підвищувати бізнес-результати найбільш ефективним шляхом. Запропоновані моделі завдяки впровадженню інструментів Data Science дозволяють визначити дієве поєднання маркетингових елементів для досягнення більшої ефективності бізнесу, тобто отримання необхідних бізнес-результатів за мінімальний бюджет або вищих показників ефективності за наявний маркетинговий бюджет.

10. Продемонстровано дієвий механізм управління елементами маркетингового та медіа-міксу через побудову низки багатофакторних регресійних моделей, які сприяють пошуку рішень, що базують на даних, для максимізації результатів діяльності підприємства у вигляді продажів, частки ринку, трафіку чи дзвінків у Call Center як в

національному масштабі, так і в регіональному розрізі. Запропоновані моделі передбачають врахування таких факторів як penetрація / дистрибуція, ціновий індекс, рекомендації лікарів та фармацевтів (для фармацевтичних підприємств), рекламна активність підприємства та його конкурентів в розрізі медіа-каналів, а також інших факторів зовнішнього середовища. Окрім того, доведено наявність впливу факторів маркетингового комплексу, зокрема ціни (обернена залежність) та дистрибуції (пряма залежність) на медіа-ефективність. На основі імплементації низки методів машинного навчання для підприємств телекомунікаційного ринку запропоновано систему моделей, що дозволяють вирішити комплекс задач щодо сегментації клієнтів, підвищення ефективності рекламної активності та мінімізації відтоку споживачів послуг.

11. Серед ключових особливостей запропонованих моделей на основі інструментів Data Science варто зазначити врахування не загальних медіа-інвестиції, а детальних показників щодо реалізованих обсягів активності в кожному каналі комунікації, а також удосконалене подання функціональних залежностей. Запропоновані моделі підвищення ефективності рекламної активності передбачають визначення її ефекту по періодах протягом року, архітектурах рекламних кампаній, хронометражах роликів, а також каналах та форматах комунікації тощо завдяки використанню сезонного ROI, обсягу активності в кожному рекламному форматі через функцію AdStock, яка враховує нелінійний вплив реклами, розподілений у часі (передбачено миттєвий ефект, який накопичується в період активності, та поступове згасання відкладеного ефекту через забування рекламного повідомлення). Окреслені особливості сприяють підвищенню точності та якості моделювання за рахунок врахування комплексного впливу факторів.

12. Основні теоретичні та практичні результати дослідження, які полягають у розробці концептуального підходу до моделювання, пропозиції архітектури МСППР, побудові моделей, формулюванні висновків та рекомендацій, можуть бути впроваджені в щоденні бізнес-процеси на провідних українських та зарубіжних підприємствах для формування ефективної бізнес-стратегії та прийняття дієвих управлінських рішень. Результати їх імплементації забезпечили зростання ROMI на величину від 5% до 70% залежно від поточної маркетингової стратегії, зокрема на 5% - для підприємств фармацевтичного ринку, 10% - для телекомунікацій, 40% - для

роздрібної торгівлі, 58% - для банку та до 70% - для FMCG. Результати апробації моделей підтверджують універсальність та ефективність запропонованого підходу.

13. Ефективне впровадження запропонованого підходу передбачає, що підприємство має володіти розвиненою внутрішньою системою збору даних, а також мати відповідну ІТ інфраструктуру для підтримки розроблених інструментів. Окрім того, універсальність і висока ефективність імплементації запропонованої концепції все ж передбачає необхідність її адаптації для конкретного підприємства. Результати моделювання відрізняються для кожного бізнесу, одержувані висновки є сукупністю сформованих в певний момент багатьох чинників і умов. Саме це вказує на доцільність індивідуального підходу при моделюванні в кожному конкретному випадку, а тому розроблені рекомендації доречно адаптувати до поточних ринкових ситуацій та специфіки бізнесу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Aaker, D. (2001). *Developing business strategies*. J. Wiley, New York, 352 p.
2. Abarca Sánchez, Y., Barreto Rivera, U., Barreto Jara, O., & Díaz Ugarte, J.L. (2022). Customer loyalty and retention at a leading telecommunications company in Perú. *Revista Venezolana De Gerencia*, 27(98), 729-743. DOI: 10.52080/rvgluz.27.98.22.
3. Abedian, M., Amindoust, A., Maddahi, R., & Jouzdani J. (2022). A game theory approach to selecting marketing-mix strategies. *Journal of Advances in Management Research*, 19(1), 139-158. DOI: [10.1108/jamr-10-2020-0264](https://doi.org/10.1108/jamr-10-2020-0264).
4. Agafonova, A., Novikova, E., & Shakirov, R. (2022). New marketing aspects in the digital economy. In S., Ashmarina, V., Mantulenko (Eds), *Digital Technologies in the New Socio-Economic Reality. ISCDTE 2021. Lecture Notes in Networks and Systems* (Vol. 304). (pp. 523-529). Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-83175-2_65.
5. Ai, W.-G., Sun, J., & Li, H. (2004). *A distributed marketing decision support system based on multi-intelligent-agent*. Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (IEEE Cat. No.04EX826, Shanghai, China), Vol. 1, pp. 233-238. DOI: 10.1109/ICMLC.2004.1380663.
6. Alam M.G.R., M.G., Hussain, S., Mim, M.M.I., & Islam, M.T. (2021). *Telecom customer behavior analysis using naïve bayes classifier*. The Proceedings of the 2021 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Engineering Technology, CCET 2021, pp. 308-312. DOI: 10.1109/CCET52649.2021.9544169.
7. Alexouda, G. (2005). A user-friendly marketing decision support system for the product line design using evolutionary algorithms. *Decision Support Systems*, 38(4), 495-509. DOI: 10.1016/j.dss.2003.09.002.
8. Al-Fadly, A. (2020). Price element of marketing mix: Its effect on customer experience in construction industries. *Management Science Letters*, 10 (15), 3643-3654. DOI: 10.5267/j.msl.2020.6.029.
9. Ali, Md., Thumiki, V., & Khan N. (2012). Factors Influencing Purchase of FMCG by Rural Consumers in South India: An Empirical Study. *International Journal of Business Research and Development*, 1(1), 48-57. DOI: 10.24102/ijbrd.v1i1.138.
10. Alj, M., Illyas, M., & Rehman, C.A. (2016). Impact of Consumer Centric

Marketing Mix Elements on Consumer Buying Behavior: An Empirical Investigation in Context of FMCG Industry of Pakistan. *Kuwait Chapter of Arabian Journal of Business and Management Review*, 5(5), 30-42. DOI: 10.12816/0019028.

11. Al-Shatnwai, A.M., & Faris M. (2020). Predicting customer retention using XGBoost and balancing methods. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(7), 704-712. DOI: 10.14569/IJACSA.2020.0110785.

12. Amado, A., Cortez, P., Rita, P., & Moro S. (2018). Research trends on Big Data in Marketing: A text mining and topic modeling based literature analysis. *European Research on Management and Business Economics*, 24(1), 1-7. DOI: [10.1016/j.iedeen.2017.06.002](https://doi.org/10.1016/j.iedeen.2017.06.002).

13. Ansoff, I., & McDonnell, E.J. (1988). *The New Corporate Strategy*. Wiley, 258 p.

14. Baker, M. (2016). *The Marketing Book* (7th Ed.). Routledge, 616 p.

15. Batra, R., & Keller, K. (2016). Integrating marketing communications: New findings, new lessons, and new ideas. *Journal of Marketing*, 80(6), 122-145. DOI: [10.1509/jm.15.0419](https://doi.org/10.1509/jm.15.0419).

16. Baumgartner, H., & Weijters, B. (2019). Measurement in Marketing. *Foundations and Trends® in Marketing*, 12(4), 278-400. DOI: [10.1561/17000000058](https://doi.org/10.1561/17000000058).

17. Belbahri, M., Murua, A., Gandouet, O., & Nia, V.P. (2021). Qini-based uplift regression. *Annals of Applied Statistics*, 15(3), 1247-1272. DOI: 10.1214/21-AOAS1465.

18. Belch, G.E., & Belch, M.A. (2011). Advertising and promotion: An integrated marketing communications perspective (9th Ed.). McGraw-Hill Education, 864 p.

19. Bhattacharya, P. (2008). Marketing Mix Modeling: Techniques and Challenges, *SESUG Proceedings*, 1-6.

20. Birn, R., & Stone, M. (2021). Key issues in managing marketing research and customer insight. In L., Wright, L., Moutinho, M., Stone, & R. Bagozzi (Eds), *The Routledge Companion to Marketing Research* (1st ed.). (pp. 219-243). Routledge, London.

21. Blut, M., Teller, C., & Floh, A. (2018). Testing Retail Marketing-Mix Effects on Patronage: A Meta-Analysis. *Journal of Retailing*, 94(2), 113-135. DOI: [10.1016/j.jretai.2018.03.001](https://doi.org/10.1016/j.jretai.2018.03.001).

22. Bobeica, A.M. (2011). Marketing mix policies in FMCG case-study: the advertising strategy. *Challenges of the Knowledge Society. Economy*, 1, 1305-1322.

23. Bowman, D., & Gatignon, H. (2010). Market Response and Marketing Mix Models: Trends and Research Opportunities, *Foundations and Trends® in Marketing*, 4(3), 129-207. DOI: [10.1561/17000000015](https://doi.org/10.1561/17000000015).
24. Brooks, D. (2009). *Success and failures in marketing mix modeling: [maximizing the potential of today's predictive analytics]*. IRI, 9 p.
25. Brown, M.S. (2015). What IT Needs To Know About The Data Mining Process. *Forbes*.
26. Büschken, J. (2007). Determinants of Brand Advertising Efficiency: Evidence from the German Car Market. *Journal of Advertising*, 36(3), 51-73. DOI: [10.2753/JOA0091-3367360304](https://doi.org/10.2753/JOA0091-3367360304).
27. Butenko, N., & Kachalay, V. (2014). *Brand dynamics approach to the product portfolio management on a dairy products market*. The Global Challenges for Environmental and Resource Economics. In Central and Eastern European Countries: Safety, Security, And Sustainability: 2d Intern. conf. Kyiv, p. 56.
28. Cacciarelli, D., & Boresta, M. (2022). What drives a donor? A machine learning-based approach for predicting responses of nonprofit direct marketing campaigns. *Journal of Philanthropy and Marketing*, 27(2), 10 p. DOI: [10.1002/nvsm.1724](https://doi.org/10.1002/nvsm.1724).
29. Caffo, B. (2015). *Regression models for data science in R*. Leanpub: Victoria, BC, Canada.
30. Cain, P.M. (2010). Marketing Mix Modelling and Return on Investment. In P.J., Kitchen (Ed.) *Integrated Brand Marketing and Measuring returns*. DOI: [10.1057/9780230297340_4](https://doi.org/10.1057/9780230297340_4).
31. Cain, P.M. (2021). Modelling short and long-term marketing effects in the consumer purchase journey. *International Journal of Research in Marketing*. DOI: [10.1016/j.ijresmar.2021.06.006](https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.06.006).
32. Chan, D., & Perry, M. (2017). *Challenges and Opportunities in Media Mix Modeling*. Technical report, Google Inc. Retrieved from <https://ai.google/research/pubs/pub45998>.
33. Chang, S.-C., & Tang, Y.-C. (2015). Exploring Heterogeneity of Distribution Intensity: Evidence from Emerging Market Entry Experience with Benchmark Brands in

China. *Asian Journal of Empirical Research, Asian Economic and Social Society*, 5(1), 1-15.

34. Chantayarkul, A., Ayuthaya, S.D.N., & Kiattisin, S. (2020). *The Marketing Strategy for Enhancing the Competitiveness of Local Traditional Stores in Thailand*. 59th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan, SICE 2020. pp. 602-607. DOI: [10.23919/SICE48898.2020.9240374](https://doi.org/10.23919/SICE48898.2020.9240374).

35. Chenavaz, R.Y., Feichtinger, G., Hartl, R.F., & Kort, P.M. (2020). Modeling the impact of product quality on dynamic pricing and advertising policies. *European Journal of Operational Research*, 284(3), 990-1001. DOI: [10.1016/j.ejor.2020.01.035](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.01.035).

36. Chernyak, O., & Farenjuk, Y. (2020). Modeling of Effectiveness of Media Investment Based on Data Science Technologies for Ukrainian Bank. *CEUR Workshop Proceedings*, 2732, 282-289.

37. Chernyak, O., Sztrik, J., & Farenjuk, Y. (2021). Modeling optimal price policy of pharmaceutical companies for sales maximization based on Data Science technologies. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, 1(214), 35-41. DOI: [10.17721/1728-2667.2021/214-1/6](https://doi.org/10.17721/1728-2667.2021/214-1/6).

38. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2021). Marketing mix modeling for pharmaceutical companies on the basis of data science technologies. *Access to science, business, innovation in digital economy, ACCESS Press*, 2(3), 274-289. DOI: [10.46656/access.2021.2.3\(6\)](https://doi.org/10.46656/access.2021.2.3(6)).

39. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2021). Optimization of Portfolio Marketing Strategy Based on Data Science Technologies. *CEUR Workshop Proceedings*, 3179, 89-100.

40. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2023). Marketing Mix Modeling of Traffic to the Store Under the Covid-19 Crisis. *KnE Social Sciences*, 8(1), 412-434. DOI: [10.18502/kss.v8i1.12660](https://doi.org/10.18502/kss.v8i1.12660).

41. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2023). Optimization of Marketing Decisions Based on Machine Learning: Case for Telecommunications. *CEUR Workshop Proceedings*, 3347, 112-124.

42. Chornous, G., & Iarmolenko, I. (2017). *Decision support system for predicting stock prices based on sentiments in social media*. ICC '17: Proceedings of the Second International Conference on Internet of things, Data and Cloud Computing (March 2017), Article 110, pp. 1-4. DOI: [10.1145/3018896.3025158](https://doi.org/10.1145/3018896.3025158).

43. Chornous, G., Farenjuk, Y., Giedraitis, V.R., Ulvidienė, E., & Kharlamova, G. (2023). A data science-based marketing decision support system for brand management. *Innovation Marketing*, 19, 2, 38-50. DOI: 10.21511/im.19(2).2023.04.
44. Choudhary, U., Jhamb, P., & Sharma, S. (2019). A study of impact of social media on consumer buying behaviour of FMCG products. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 11(7), 451-460.
45. Coliceva, A., Kumar, A., & O'Connor, P. (2019). Modeling the relationship between firm and user generated content and the stages of the marketing funnel. *International Journal of Research in Marketing*, 36, 1, 100-116. DOI: [10.1016/j.ijresmar.2018.09.005](https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2018.09.005).
46. Córdoba, M., Carranza, J.P., Piumetto, M., Monzani, F., & Balzarini, M. (2021). A spatially based quantile regression forest model for mapping rural land values. *Journal of Environmental Management*, 289. DOI: 10.1016/j.jenvman.2021.112509.
47. Das, D., & Gondkar, R.R. (2021). *Machine learning models for customer churn prediction in insurance sector*. Proceedings of the 12th International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies, ACT 2021, pp. 69-73.
48. Dash, M., & Sharma, K. (2019). Marketing Response Modelling: Impact of Digital Marketing for a Luxury Car Brand, *Journal of Creative Communications*, 14(3), 254-270. DOI: 10.1177/0973258619878077.
49. Dawes, J., Kennedy, R., & Green, K. (2018). Forecasting advertising and media effects on sales: Econometrics and alternatives. *International Journal of Market Research*, 60(6), 611-620. DOI: [10.1177/1470785318782871](https://doi.org/10.1177/1470785318782871).
50. De Caigny, A., Coussement, K., Verbeke, W., Idbenjra, K., & Phan, M. (2021). Uplift modeling and its implications for B2B customer churn prediction: A segmentation-based modeling approach. *Industrial Marketing Management*, 99, 28-39. DOI: 10.1016/j.indmarman.2021.10.001.
51. De Pelsmacker, P., Dens, N., Goos, P., & Aleksandrovs, L. (2021). How brand interest mediates the relationship between cross-media investments and word-of-mouth and purchase intention: a mixture-amount moderated mediation model. In L., Wright, L., Moutinho, M., Stone, & R. Bagozzi (Eds), *The Routledge Companion to Marketing*

Research (1st ed.). (pp. 289-305). Routledge, London.

52. De Toni, D., Milan, G., Saciloto, E., & Larentis, F. (2017). Pricing strategies and levels and their impact on corporate profitability. *Revista de Administração*, 52(2), 120-133. DOI: [10.1016/j.rausp.2016.12.004](https://doi.org/10.1016/j.rausp.2016.12.004).

53. De, S., Prabu, P., & Paulose, J. (2021). *Effective ML techniques to predict customer churn*. The Proceedings of the 3rd International Conference on Inventive Research in Computing Applications, ICIRCA 2021, pp. 895-902. DOI: [10.1109/ICIRCA51532.2021.9544785](https://doi.org/10.1109/ICIRCA51532.2021.9544785).

54. Deart, V., Mankov, V., & Krasnova I. (2022). Traffic Flows Forecasting Based on Machine Learning. *International Journal of Embedded and Real-Time Communication Systems*, 13(1), 1-19. DOI: [10.4018/IJERTCS.289198](https://doi.org/10.4018/IJERTCS.289198).

55. Demoulin, N.T.M. (2007). Marketing decision support system openness: A means of improving managers' understanding of marketing phenomena. *Decision Support Systems*, 44(1), 79-92. DOI: [10.1016/j.dss.2007.03.002](https://doi.org/10.1016/j.dss.2007.03.002).

56. Deng, Y., Li, D., Yang, L., Tang, J., & Zhao, J. (2021). *Analysis and prediction of bank user churn based on ensemble learning algorithm*. The Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications, ICPECA 2021, pp. 288–291. DOI: [10.1109/ICPECA51329.2021.9362520](https://doi.org/10.1109/ICPECA51329.2021.9362520).

57. Ding, Y. (2022). *Retention strategy for existing users of mobile communications*. International Conference on Cognitive based Information Processing and Applications (CIPA 2021), pp. 310-317. DOI: [10.1007/978-981-16-5857-0_39](https://doi.org/10.1007/978-981-16-5857-0_39).

58. Dostatni, E., Diakun, J., Grajewski, D., Wichniarek, R., & Karwasz, A. (2015). Multi-agent System to Support Decision-Making Process in Ecodesign. In: Herrero, Á., Sedano, J., Baruque, B., Quintián, H., Corchado, E. (eds) 10th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 368. Springer, Cham. DOI: [10.1007/978-3-319-19719-7_40](https://doi.org/10.1007/978-3-319-19719-7_40).

59. Du, J., Yuan, H., & Li, Y. (2018). *Research on Accurate Marketing Modeling of User Portrait Based on Big Data*. 2018 International Computers, Signals and Systems Conference (ICOMSSC), pp. 625-629. DOI: [10.1109/ICOMSSC45026.2018.8941647](https://doi.org/10.1109/ICOMSSC45026.2018.8941647).

60. Du, L., Chen, H., Fang, Y., Liang, X., Zhang, Y., Qiao, Y., & Guo, Z. (2022).

Research on the method of acquiring customer individual demand based on the quantitative kano model. *Computational Intelligence and Neuroscience*. DOI: 10.1155/2022/5052711.

61. Fan, J., Li, R., Zhang, C.-H., & Zou, H. (2020). *Statistical Foundations of Data Science*. CRC Press, 774 с.

62. Fang, X. (2021). Research on digital marketing strategy of telecommunication service based on computer complex network model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1992(4). DOI: 10.1088/1742-6596/1992/4/042002.

63. Fareniuk, Y. (2021). *Effective regional marketing strategy for FMCG companies on the basis of Data Science technologies*. The 6th International Conference Actual Economic and Social Problems in Modern Globalisation, Tbilisi, Georgia, 17th July 2021.

64. Fareniuk, Y. (2022). Marketing strategy optimization in FMCG market. *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, 2(219), 49-57. DOI: [10.17721/1728-2667.2022/219-2/7](https://doi.org/10.17721/1728-2667.2022/219-2/7).

65. Fareniuk, Y. (2023). Key marketing tasks that can be solved via mathematical modeling and Data Science. Збірник матеріалів IV Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні», 20-21 квітня, Київ, КНЕУ, 217 с. (с. 169-171).

66. Fareniuk, Y. (2023). *Marketing mix modeling: main assumptions*. Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Менеджмент та маркетинг як фактори розвитку бізнесу в умовах економіки відновлення» (18 -19 квітня 2023 р.). Київ: Видавничий дім «Києво-Могилянська академія», Т. 1, 378 с. (с. 108-111).

67. Fareniuk, Y., & Chornous G. (2023). Optimization of Media Strategy via Marketing Mix Modeling in Retailing. *Ekonomika*, 102(1), 6-25. DOI: 10.15388/Ekon.2023.102.1.1.

68. Fareniuk, Y., & Chornous, G. (2022). *Marketing mix modeling of traffic to the store under the Covid-19 crisis*. Book of abstracts of 14th International Conference “Economies of Balkan and Eastern Europe Countries” (Florence, Italy), May 20-22, p. 51-52.

69. Fareniuk, Y., & Chornous, G. (2023). *A conceptual approach to implementation of data science in marketing*. Матеріали XIV міжнародної науково-практичної конференції “Сучасні проблеми моделювання соціально-економічних систем” (6-7

квітня 2023 р.). Братислава – Харків, ВШЕМ – ХНЕУ ім. С. Кузнеця.

70. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2023). Principles of effective planning of advertising activity in the 21st century. *Economy of Ukraine*, 2, 55-72. DOI: [10.15407/economyukr.2023.02.055](https://doi.org/10.15407/economyukr.2023.02.055).

71. Farenjuk, Y., Zatonatska, T., Dluhopolskyi, O., & Kovalenko, O. (2022). Customer churn prediction model: a case of the telecommunication market. *Economics - innovative and economics research journal*, 10(2), 109-130. DOI: [10.2478/eoik-2022-0021](https://doi.org/10.2478/eoik-2022-0021).

72. Farm, A. (2020). Pricing in practice in consumer markets. *Journal of Post Keynesian Economics*, 43:1, 61-75. DOI: [10.1080/01603477.2019.1616562](https://doi.org/10.1080/01603477.2019.1616562).

73. Fedirko, O., Zatonatska, T., Wolowiec, T., & Skowron, S. (2021). Data Science and Marketing in E-Commerce Amid COVID-19 Pandemic. *European Research Studies Journal*, *European Research Studies Journal*, 0(2), 3-16. DOI: [10.35808/ersj/2187](https://doi.org/10.35808/ersj/2187).

74. Figueroa-Pérez, J.F., Leyva-López, J.C., Pérez-Contreras, É.O., & Sánchez-Sánchez, P. (2021). A Multi-agent MDSS for Supporting New Product Design Decisions. In: León-Castro, E., Blanco-Mesa, F., Gil-Lafuente, A.M., Merigó, J.M., Kacprzyk, J. (eds) *Intelligent and Complex Systems in Economics and Business. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1249. Springer, Cham. DOI: [10.1007/978-3-030-59191-5_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59191-5_4).

75. Freo, M., Tassinari, G., & Tono, A.G. (2020). Advertising effectiveness during the great recession: The case study of three FMCG Italian food categories. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 17, 368-373. DOI: [10.37394/23207.2020.17.36](https://doi.org/10.37394/23207.2020.17.36).

76. Gartner. The Annual Tech Marketing Report: Insights from Gartner's Benchmarks Survey 2021. Retrieved from <https://www.gartner.com/en/documents/4006589>.

77. Gattermann-Itschert, T., & Thonemann, U.W. (2021). How training on multiple time slices improves performance in churn prediction. *European Journal of Operational Research*, 295(2), 664-674. DOI: [10.1016/j.ejor.2021.05.035](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.05.035).

78. Gelb (2016). *Marketing Mix Modeling: Using Marketing Mix Modeling to Avoid Wasting Precious Marketing Dollars*, 9 p.

79. Gijsenberg, M.J., van Heerde, Dekimpe, H.J., & Nijs V.R. (2011). *Understanding the Role of Adstock in Advertising Decisions*, 50 p. DOI: [10.2139/ssrn.1905426](https://doi.org/10.2139/ssrn.1905426).

80. Gopal, P., & MohdNawi, N.B. (2021). *A survey on customer churn prediction using*

machine learning and data mining techniques in E-commerce. The Proceedings of the 2021 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering, CSDE 2021, pp. 1-8. DOI: 10.1109/CSDE53843.2021.9718460.

81. Göy, G., Kolukisa, B., Bahcevan, C., & Gungor, V.C. (2020). *Ensemble churn prediction for internet service provider with machine learning techniques*. The Proceedings of the 5th International Conference on Computer Science and Engineering, UBMK 2020, pp. 248-253. DOI: 10.1109/UBMK50275.2020.9219369.

82. Grandhi, B., Patwa, N., & Saleem, K. (2021). Data-driven marketing for growth and profitability. *EuroMed Journal of Business*, 16(4), 381-398. DOI: 10.1108/EMJB-09-2018-0054.

83. Greene, M. (2014). *Modeling the Dynamics on the Effectiveness of Marketing Mix Elements*: dissertation. Georgia State University. DOI: [10.57709/5924559](https://doi.org/10.57709/5924559).

84. Grimpe, C., Sofka, W., Bhargava, M., & Chatterjee, R. (2017). R&D, Marketing Innovation, and New Product Performance: A Mixed Methods Study. *Journal of Product Innovation Management*, 34(3), 360-383. DOI: [10.1111/jpim.12366](https://doi.org/10.1111/jpim.12366).

85. Grosul, V., & Askerov, T. (2019). Modelling of a dynamic adaptation system of a retail enterprise. *Včeni Zapiski Tavrijs'kogo Nacional'nogo Unìversitetu İmeni V.İ. Vernads'kogo*, 4(69). DOI: 10.32838/2523-4803/69-4-11.

86. Gu, J. (2022). Research on precision marketing strategy and personalized recommendation method based on big data drive. *Wireless Communications and Mobile Computing*. DOI: 10.1155/2022/6751413.

87. Günesen, S.N., Şen, N., Yıldırım, N., & Kaya, T. (2021). Customer Churn Prediction in FMCG Sector Using Machine Learning Applications. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 614, 82-103. DOI: 10.1007/978-3-030-80847-1_6.

88. Guryanova L., Milevskyi S., Piskun E., Belyaeva M., Kasyanenko L. (2020). Methods and models of machine learning in managing the competitiveness of audit companies, CEUR Workshop Proceedings, 2649, 77–91.

89. Habib, F. (2019). Factors affecting consumer buying decision: A quantitative perspective. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 8(10), pp. 3022-3025.

90. Haddad, M. (2016). *21st Century FMCG Consumer Marketing: Creating Customer Value by Putting Consumers at the Heart of FMCG Marketing Strategy*. Haddad, 112 p.
91. Hanaysha, J.R. (2017). An Examination of Marketing Mix Elements and Customer Retention in Malaysian Retail Market. *American Journal of Marketing Research*, 3(1), 1-7.
92. Haughton, D., Hua, G., Jin, D., Lin, J., Wei, Q., & Zhang, C. (2014). Optimization of the marketing mix in the health care industry. *Statistics Theory*. DOI: [10.48550/arXiv.1403.7971](https://doi.org/10.48550/arXiv.1403.7971).
93. Havrylovych, M., & Kuznietsova, N. (2019). Survival analysis methods for churn prevention in telecommunications industry. *CEUR Workshop Proceedings*, 2577, 47-58.
94. Heliste, A. (2019). *Adapting marketing mix modelling for the retail marketing environment – A road map for development*. Aalto University, 96 p.
95. Hemalatha, M., & Mahalakshmi, S. (2020). Customer churns prediction in telecom using adaptive logitboost learning approach. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9(2), 5703-5713.
96. Howells, K., & Ertugan, A. (2017). Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing, *Procedia Computer Science*, 120, 664-670. DOI: [10.1016/j.procs.2017.11.293](https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.293).
97. Hryhoruk, P.M. (2017). Methodological bases for modeling marketing decision-making in conditions of uncertainty and multidimensionality of market environment. In O., Garafonova, *Foresight management: formation and transformation adaptive business organizations*. Tbilisi: Promotion agency “MP Group”, Vol. 1, p. 120-130.
98. Hu, D., Zhou, K., Li, F., & Ma, D. (2022). Electric vehicle user classification and value discovery based on charging big data. *Energy*, 249. DOI: [10.1016/j.energy.2022.123698](https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123698).
99. Huang, J. (2022). *Real-time statistical method for marketing profit of Japanese cosmetics online cross-border E-commerce platform*. Proceedings of International Conference on Simulation Tools and Techniques, November 2021, pp. 627-636. DOI: [10.1007/978-3-030-97124-3_48](https://doi.org/10.1007/978-3-030-97124-3_48).
100. Huseynov, F., & Özkan Yıldırım, S. (2019). Online Consumer Typologies and Their Shopping Behaviors in B2C E-Commerce Platforms. *SAGE Open*, 9(2). DOI: [10.1177/2158244019874444](https://doi.org/10.1177/2158244019874444).

10.1177/2158244019854639.

101. Ibrahim, E.B., & Harrison, T. (2020). The impact of internal, external, and competitor factors on marketing strategy performance. *Journal of Strategic Marketing*, 28(7), 639-658. DOI: 10.1080/0965254X.2019.1609571.

102. Islamgaleyev, A., Petrova, M., Kurenkeyeva, G., Shalbayeva, S., & Kadirbergenova, A. (2020). Increasing customer focus in metal trading. *Entrepreneurship and Sustainability Issues*, 8(1), 604-617. DOI: 10.9770/jesi.2020.8.1(42).

103. Issock Issock, P.B., Mpinganjira, M., & Roberts-Lombard, M. (2021). Investigating the relevance of the traditional marketing mix across different stages of change: empirical evidence from household recycling. *Journal of Social Marketing*, 11(4), 489-506. DOI: 10.1108/JSOCM-11-2020-0221.

104. Jamjoom, A.A. (2021). The use of knowledge extraction in predicting customer churn in B2B, *Journal of Big Data*, 8(1). DOI: 10.1186/s40537-021-00500-3.

105. Jayadi, R., Kelvin, A., Jery, Rifiansyah, P., Mufarih, M., & Firmantyo, H.M. (2020). *Predicting customer churn of fire insurance policy: A case study in an Indonesian insurance company*. The Proceedings of the 6th International Conference on Science and Technology, ICST 2020, pp. 1-4. DOI: 10.1109/ICST50505.2020.9732797.

106. Jekunen, A. (2014). Decision-making in product portfolios of pharmaceutical research and development – managing streams of innovation in highly regulated markets. *Drug design, development and therapy*, 8, 2009-2016. DOI: [10.2147/DDDT.S68579](https://doi.org/10.2147/DDDT.S68579).

107. Jin, Y., Wang, Y., Sun, Y., Chan, D., & Koehler, J. (2017). Bayesian Methods for Media Mix Modeling with Carryover and Shape Effects. Technical report, Google Inc. – Retrieved from <https://ai.google.com/research/pubs/pub46001>.

108. Johnson, D.S., Sihi, D., & Muzellec, L. (2021). Implementing Big Data Analytics in Marketing Departments: Mixing Organic and Administered Approaches to Increase Data-Driven Decision Making. *Informatics*, 8, 66. DOI: [10.3390/informatics8040066](https://doi.org/10.3390/informatics8040066).

109. Kelley, K., Todd, M., Hopfer, H., & Centinari, M. (2022). Identifying wine consumers interested in environmentally sustainable production practices. *International Journal of Wine Business Research*, 34(1), 86-111. DOI: 10.1108/IJWBR-01-2021-0003.

110. Kengpol, A., Pichitkarnkar, T., & Elfvengren, K. (2022). A decision support

system for consumer behavior of Chinese in-bound tourists on functional beverage: an empirical study during COVID-19 with Thailand sandbox. *Applied Science and Engineering Progress*, 15(1). DOI: 10.14416/j.asep.2021.09.001.

111. Khatab, J.J., Esmael, E.S., & Othman, B. (2019). Dimensions of Service Marketing Mix and its Effects on Customer Satisfaction: A Case Study of International Kurdistan Bankin Erbil City–Iraq. *TEST, Engineering and Management*, 4846-4855.

112. Kiguchi, M., Saeed, W., & Medi, I. (2022). Churn prediction in digital game-based learning using data mining techniques: logistic regression, decision tree, and random forest. *Applied Soft Computing*, 118, article 108491. DOI: 10.1016/j.asoc.2022.108491.

113. Kirca, A.H., Randhawa, P., Berk Talay, M., & Billur Akdeniz, M. (2020). The interactive effects of product and brand portfolio strategies on brand performance: Longitudinal evidence from the U.S. automotive industry. *International Journal of Research in Marketing*, 37(2), 421-439. DOI: [10.1016/j.ijresmar.2019.09.003](https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2019.09.003).

114. Kiygi-Calli, M., Weverbergh, M., & Franses, P.H. (2017). Modeling intra-seasonal heterogeneity in hourly advertising-response models: Do forecasts improve? *International Journal of Forecasting*, 33(1), 90-101. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2016.06.005](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.06.005).

115. Kolli, N., & Balakrishnan, N. (2020). *Hybrid features for churn prediction in mobile telecom networks with data constraints*. The Proceedings of the 2020 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, ASONAM 2020, pp. 734-741. DOI: 10.1109/ASONAM49781.2020.9381482.

116. Kolomiets, A., Mezentseva, O., & Kolesnikova, K. (2021). Customer churn prediction in the software by subscription models it business using machine learning methods. *CEUR Workshop Proceedings*, 3039, 119-128.

117. Kotler, F., & Armstrong, G. (2020). *Principles of Marketing (18th Ed.)*. Pearson, 736 c.

118. Kotler, F., Setiawan, I., & Kartajaya, H. (2010). *Marketing 3.0: From Products to Customers to the Human Spirit (1st Ed.)*. Wiley, 208 p.

119. Kotler, F., Kartajaya, H. & Setiawan, I. (2021). *Marketing 5.0: Technology for Humanity*. John Wiley & Sons, 224 p.

120. Kotu, V., & Deshpande, B. (2018). *Data Science: Concepts and Practice*. Morgan

Kaufmann, 568 p.

121. Krishnamurthy, R. (2018). Naturo products – sales and distribution management. *Emerald Emerging Markets Case Studies*, 8(4), 1-15. DOI: 10.1108/EEMCS-06-2017-0111.
122. Kroese, D.P., Botev, Z., Taimre, T., & Vaisman, R. (2019). *Data Science and Machine Learning: Mathematical and Statistical Methods*. CRC Press, 532 p.
123. Kumar, A., Shankar, R., & Aljohani, N.R. (2020). A big data driven framework for demand-driven forecasting with effects of marketing-mix variables. *Industrial Marketing Management*, 90, 493-507. DOI: 10.1016/j.indmarman.2019.05.003.
124. Kumar, H., & Yadav, R.K. (2020). Rule-based customer churn prediction model using artificial neural network based and rough set theory. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1053, 12. DOI: 10.1007/978-981-15-0751-9_9.
125. Kusumawati, R.D., Oswari, T., Yusnitasari, T., Mittal, S., & Kumar, V. (2021). Impact of marketing-mix, culture and experience as moderator to purchase intention and purchase decision for online music product in Indonesia. *International Journal of Business Innovation and Research*, 25(4), 475-495. DOI: 10.1504/ijbir.2021.117089.
126. Kuznietsova, N. (2017). Information technologies for clients' database analysis and behaviour forecasting. *CEUR Workshop Proceedings*, 2067, 56-62.
127. Kuznietsova, N., & Bidyuk, P. (2018). *Forecasting of financial risk users' outflow*. Proceedings of the 2018 IEEE 1st International Conference on System Analysis and Intelligent Computing, SAIC 2018, pp. 1-6. DOI: 10.1109/SAIC.2018.8516782.
128. Kuznietsova, N., Bidyuk, P., & Kuznietsova, M. (2022). *Data mining methods, models and solutions for big data cases in telecommunication industry*. International Scientific Conference “Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence” ISDMCI 2021: Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making, pp. 107-127. DOI: [10.1007/978-3-030-82014-5_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_8).
129. Lagat, C., & Frankwick, G. (2017). Marketing capability, marketing strategy implementation and performance in small firms. *Journal for Global Business Advancement*, 10, 327-345. DOI: [10.1504/JGBA.2017.084612](https://doi.org/10.1504/JGBA.2017.084612).
130. Lambin, J.-J. (2012). *Market-Driven Management: Strategic and Operational Marketing*. Macmillan Education UK, 624 p.

131. Lawrence, K.D., Kudyba, S., & Klimberd, K. (2007). *Data Mining Methods and Applications*. New York, Auerbach Publications, 336 p. DOI: [10.1201/b15783](https://doi.org/10.1201/b15783).
132. Leeftang, P., Wieringa, J.E., Bijmolt, T.H.A., & Pauwels, K.H. (2017). *Advanced Methods for Modeling Markets*. Springer, *International Series in Quantitative Marketing*. DOI: [10.1007/978-3-319-53469-5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-53469-5).
133. Liashenko, O., & Yakymchuk, B. (2022). Modeling the Optimal Grocery Store Trading Area Using Machine Learning Methods. *CEUR Workshop Proceedings*, 3347, 325-333.
134. Li, W. (2022). Big data precision marketing approach under IoT cloud platform information mining. *Computational Intelligence and Neuroscience*. DOI: [10.1155/2022/4828108](https://doi.org/10.1155/2022/4828108).
135. Li, W., Yang, C., & Jabari, S.E. (2022). Nonlinear Traffic Prediction as a Matrix Completion Problem with Ensemble Learning. *Transportation Science*, 56(1), 52-78. DOI: [10.1287/trsc.2021.1086](https://doi.org/10.1287/trsc.2021.1086).
136. Linoff, G.S., & Berry, M.G.A. (2011). *Data Mining Techniques for Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*. Wiley, 847 p.
137. Little, J.D. (2004). Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus. *Management Science*, 50(12), 1841-1853. DOI: [10.1287/mnsc.1040.0267](https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0267).
138. Liu, Y.-L. (2021). *Marketing mix plus digital platform innovation in pharmaceutical industry: where we are and how to move forward under COVID-19*. Proceedings of the 30th International Conference of the International Association for Management of Technology, IAMOT 2021 - MOT for the World of the Future, pp. 991-1002. DOI: [10.52202/060557-0076](https://doi.org/10.52202/060557-0076).
139. Lv, S. (2022). Real estate marketing adaptive decision-making algorithm based on big data analysis. *Security and Communication Networks*. DOI: [10.1155/2022/3443182](https://doi.org/10.1155/2022/3443182).
140. Madlberger, M., & Jizdny, J. (2021). Impact of promotional social media content on click-through rate – Evidence from a FMCG company. 20th International Conferences on WWW/Internet 2021 and Applied Computing 2021, pp. 3-10.
141. Mahadevan, S., Thanigan, J., & Reddy, S. (2021). ZealVita: winning marketing formula. *CASE Journal*, 17(6), 893-909. DOI: [10.1108/TCJ-08-2020-0101](https://doi.org/10.1108/TCJ-08-2020-0101).

142. Martinez, I., Viles, E., & Olaizola, I.G. (2021). Data Science Methodologies: Current Challenges and Future Approaches. *Big Data Research*, 24(3), article 100183. DOI: 10.1016/j.bdr.2020.100183.
143. Méndez-Suárez, M. (2021). Marketing mix modeling using PLS-SEM, bootstrapping the model coefficients. *Mathematics*, 9(15). DOI: 10.3390/math9151832.
144. Mensah, K., & Amenuvor, F.E. (2021). The influence of marketing communications strategy on consumer purchasing behaviour in the financial services industry in an emerging economy. *Journal of Financial Services Marketing*. DOI: 10.1057/s41264-021-00121-0.
145. Mo, L., & Yang, L. (2022). Research on application effective evaluation of artificial intelligence technology in marketing communication. *Security and Communication Networks*. DOI: 10.1155/2022/3507353.
146. Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Geoffrey Vining, G. (2021). *Introduction to Linear Regression Analysis*. John Wiley & Sons, 704 p.
147. Moro, S., Rita, P., & Vala, B. (2016). Predicting social media performance metrics and evaluation of the impact on brand building: A data mining approach. *Journal of Business Research*, 69(9), 3341-3351. DOI: [10.1016/j.jbusres.2016.02.010](https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.02.010).
148. Moss, R. (2022). *Marketing Mix: Impact & Benefit*. Retrieved from <https://mossrocio.com/marketing-mix-impact-benefits/>.
149. Najafi Ghobadi, S., Bagherinejad, J., & Taleizadeh, A. (2021). Modeling the diffusion of generation products in the presence of heterogeneous strategic customers for determining optimal marketing-mix strategies. *Computers & Industrial Engineering*, 160. DOI: [10.1016/j.cie.2021.107606](https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107606).
150. Osaysa, E.K. (2022). Improving the quality of marketing analytics systems. *International Journal for Quality Research*, 16(1), 119-132. DOI: 10.24874/IJQR16.01-08.
151. Pandian, S. (2020). Impact of marketing strategies on consumer buying behaviour with reference to FMCG products in Madukkarai, Coimbatore in Tamil Nadu. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 29 (5), 1432-1438.
152. Pauwels, K.H. (2018). Modeling Dynamic Relations Among Marketing and Performance Metrics. *Foundations and Trends® in Marketing*, 11(4), 215-301. DOI:

10.1561/17000000054.

153. Pergelova, A., Prior, D., & Rialp, J. (2010). Assessing advertising efficiency. *Journal of Advertising*, 39/3, 39-56. DOI: [10.2753/JOA0091-3367390303](https://doi.org/10.2753/JOA0091-3367390303).
154. Ponomarenko, V., Klebanova, T., & Guryanova, L. (2020). *System analysis and modeling of control processes: monograph*. Bratislava-Kharkiv, VSHEM - HNEU named after S. Kuznets, 288 p.
155. Priyanga, P., & Nadira Banu Kamal, A.R. (2022). Mobile app usage pattern prediction using hierarchical flexi-ensemble clustering (HFEC) for mobile service rating. *Wireless Personal Communications*, 122(4), 3247-3268. DOI: [10.1007/s11277-021-09048-0](https://doi.org/10.1007/s11277-021-09048-0).
156. Qu, Y. (2022). *Using data mining techniques to discover customer behavioural patterns for direct marketing*. The Proceedings of the 7th International Conference on Big Data Analytics, ICBDA 2022, pp. 361-365. DOI: [10.1109/ICBDA55095.2022.9760309](https://doi.org/10.1109/ICBDA55095.2022.9760309).
157. Radionova, I., & Farenjuk, Y. (2022). Data science analysis for management decisions with macro-and microeconomic uncertainty. In I., Radionova (Ed.) *The Economics of Uncertainty: Content, Evaluation, and Regulation: monograph* (pp. 80-98). Tallinn: Scientific Center of Innovative Researches OÜ, pp. 232. DOI: [10.36690/EUCER-80-98](https://doi.org/10.36690/EUCER-80-98).
158. Radhakrishnan, B., Shineraj, G., Anver & M.K.M. (2013). Application of Data Mining in Marketing. *International Journal of Computer Science and Network*, 2(5), 41-46. DOI: [10.48550/arXiv.1310.8462](https://doi.org/10.48550/arXiv.1310.8462).
159. Rakhmatullina, A.R., Shatalova, T.N., & Chebykina, M.V. (2022). *Conceptual organizational aspects of innovation management processes for industrial enterprises*. Proceedings of the International Conference Engineering Innovations and Sustainable Development, pp 153-160. DOI: [10.1007/978-3-030-90843-0_17](https://doi.org/10.1007/978-3-030-90843-0_17).
160. Ram, J., & Zhang, Z. (2022). Examining the needs to adopt big data analytics in B2B organizations: Development of propositions and model of needs. *Journal of Business and Industrial Marketing*, 37(4), 790-809. DOI: [10.1108/JBIM-10-2020-0464](https://doi.org/10.1108/JBIM-10-2020-0464).
161. Reiley, D. (2011). *"Which half Is wasted?": controlled experiments to measure online-advertising effectiveness*. Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, August 2011, 777 pp. DOI: [10.1145/2020408.2020535](https://doi.org/10.1145/2020408.2020535).

162. Rezaei, M., Sanayei, A., Aghdaie, S.F.A., & Ansari, A. (2022). Improving the Omnichannel Customers' Lifetime Value Using Association Rules Data Mining: A Case Study of Agriculture Bank of Iran. *Iranian Journal of Management Studies*, 15(1), 49-68. DOI: [10.22059/IJMS.2021.314405.674317](https://doi.org/10.22059/IJMS.2021.314405.674317).

163. Rezaeian, O., Haghghi, S.S., & Shahrabi, J. (2021). *Customer churn prediction using data mining techniques for an Iranian payment application*. Proceedings of the 2021 12th International Conference on Information and Knowledge Technology, IKT 2021, pp. 134-138. DOI: [10.1109/IKT54664.2021.9685502](https://doi.org/10.1109/IKT54664.2021.9685502).

164. Ribeiro, R. (2015). Os 8P's do Marketing Contemporâneo (The 8p's of Contemporary Marketing). *QSP-Consultoria de Marketing*, 54 p. DOI: [10.2139/ssrn.2613693](https://doi.org/10.2139/ssrn.2613693).

165. Romaniuk, J., Dawes, J., & Nenycz-Thiel, M. (2018). Modeling brand market share change in emerging markets. *International Marketing Review*, 35(5), 785-805. DOI: [10.1108/IMR-01-2017-0006](https://doi.org/10.1108/IMR-01-2017-0006).

166. Roskladka, A., Roskladka, N., Karpuk, A., Stavvytskyy, A., & Kharlamova, G. (2020). The data science tools for research of emigration processes in Ukraine, *Problems and Perspectives in Management*, 18(1), 70-81. DOI: [10.21511/ppm.18\(1\).2020.07](https://doi.org/10.21511/ppm.18(1).2020.07).

167. Saanchay, P.M., & Thomas, K.T. (2022). *An approach for credit card churn prediction using gradient descent*. IOT with Smart Systems – Smart Innovation, Systems and Technologies, pp. 689-697. DOI: [10.1007/978-981-16-3945-6_68](https://doi.org/10.1007/978-981-16-3945-6_68).

168. Saboo Alok, R., Kumar, V., & Park, I. (2016). Using big data to model time-varying effects for marketing resource (re)allocation. *MIS Quarterly*, 40(4), 911-939. DOI: [10.25300/MISQ/2016/40.4.06](https://doi.org/10.25300/MISQ/2016/40.4.06).

169. Sánchez, D.M., Moreno, A., & López, M.D.J. (2022). Machine learning methods for automatic gender detection. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 31(3). DOI: [10.1142/S0218213022410020](https://doi.org/10.1142/S0218213022410020).

170. Sellers-Rubio, R., & Calderon-Martinez, A. (2021). Brand strategy scope and advertising spending: The more the better? *Tourism Economics*, 27(1), 70-85. DOI: [10.1177/1354816619882135](https://doi.org/10.1177/1354816619882135).

171. Shakhov, D.A., & Panasenko, A.A. (2012). Evaluating Effectiveness of Bank

Advertising in the Internet: Theory and Practice. *World Applied Sciences Journal*, 18 (Special Issue of Economics), 83-90.

172. Shamin, A., Gorokhov, V., Suslov, S., Kolodkina, N., Pavlova, O., & Cheremuhin, A. (2016). Modern problems of economic-mathematical modeling as method of the research of economic events. *Azimuth of Scientific Research: Economics and Management*, 5:4(17), 389-393.

173. Sharma, S., & Sharma, P. (2017). Marketing Mix Strategies for FMCG Companies in India. *Journal of Commerce and Management Thought, Pune*, 8(4), 760-771. DOI: 10.5958/0976-478X.2017.00046.5.

174. Shearer, C. (2000). The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining. *Journal of Data Warehousing*, 5, 13-22.

175. Shi, X. (2021). *The Application of Machine Learning in Online Purchasing Intention Prediction*. ACM International Conference Proceeding Series, pp. 21-29. DOI: 10.1145/3469968.3469972.

176. Sinha, A., Sahgal, A., & Mathur, S.K. (2013). Practice prize paper Category Optimizer: a dynamic–assortment, new-product-introduction, mix-optimization, and demand-planning system. *Marketing Science*, 32(2), 221-228. DOI: [10.1287/mksc.1120.0746](https://doi.org/10.1287/mksc.1120.0746).

177. Sisodiya, P., & Sharma, G. (2018). The Impact of Marketing Mix Model/Elements on Consumer Buying Behaviour: A Study of FMCG Products in Jaipur City. *International Journal of Technical Research & Science*, 3(1), 29-33. DOI: 10.30780/IJTRS.V3.I1.2018.016.

178. Smith, T.J. (2021). Normative decomposition of the profit bridge into the impact of changes in marketing variables. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 20(5), 530-545. DOI: 10.1057/s41272-020-00278-8.

179. Spencer, B.D. (2011). How to Use BDI and CDI for Media Planning. Brain Dispenser. Retrieved from <https://braindispenser.wordpress.com/2011/02/20/how-to-use-bdi-and-cdi-for-planning-updated/>.

180. Sriram, K.V., Phouzder, K., Mathew, A.O., & Hungund, S. (2019). Does e-marketing mix influence brand loyalty and popularity of e-commerce websites? *ABAC*

Journal, 39(2), 64-81.

181. Starostina, A., Sitnicki, M.W., Petrovsky, M., Kravchenko, V., & Pimenova, O. (2021). Marketing research in a transition economy of the turbulent world. *Amazonia Investiga*, 10(46), 51-70. DOI: [10.34069/AI/2021.46.10.5](https://doi.org/10.34069/AI/2021.46.10.5).

182. Stone, M., Aravopoulou, E., Woodcock, N., Laughlin, P., & Stott, R. (2021). Interactive marketing, customer information and marketing research. In L., Wright, L., Moutinho, M., Stone, & R. Bagozzi (Eds), *The Routledge Companion to Marketing Research* (1st ed.). (pp. 38-54). Routledge, London. DOI: 10.4324/9781315544892-4.

183. Strandberg, R., & Laas, J. (2019). *A comparison between Neural networks, Lasso regularized Logistic regression, and Gradient boosted trees in modeling binary sales*. Royal Institute of Technology, School of Engineering Sciences, KTH SCI. Stockholm, Sweden. 56 p.

184. Sudev, A.S., & Raghunandan, M.V. (2018). A research on significance and dependence of marketing channels; A study based on FMCG Industry. *International Journal of Mechanical Engineering and Technology*, 9(11), 1051-1060.

185. Sun, Y., & Tan, X. (2022). Customer relationship management based on SPRINT classification algorithm under data mining technology. *Computational Intelligence and Neuroscience*. DOI: 10.1155/2022/6170335.

186. Sunardi, S., Ibrahim, J.T., & Tain, A. (2016). Analysis the effect of marketing mix in purchasing decision of growing up milk (GUM) on three socio-economic classes in Malang. *AGRISE*, 16(2), 87-96.

187. Supawan, P., & Deebhijarn, S. (2020). Factors affecting business performance of Thai restaurants in the United Kingdom: a structural equation model. *Asia-Pacific Social Science Review*, 20(2), 22-28.

188. Syaglova, Y., Bozhenko, E., Larkina, N., Polyakova, E., & Stefanova, I. (2022). *Value orientation for marketing customer experience management in companies in a digital transformation*. Strategies and Trends in Organizational and Project Management Lecture Notes in Networks and Systems, p. 417-422. DOI: 10.1007/978-3-030-94245-8_57.

189. Ten Caten, C.S., & Paleo, O.S. (2012). Functional classification of the product portfolio of companies. *Espacios*, 33(9), 12.

190. Thakkar, H.K., Desai, A., Ghosh, S., Singh, P., & Sharma, G. (2022). Clairvoyant:

- AdaBoost with cost-enabled cost-sensitive classifier for customer churn prediction. *Computational Intelligence and Neuroscience*. DOI: 10.1155/2022/9028580.
191. Thompson, A.A. (Jr.), & Strickland III, A.J. (2000). *Strategic management: concepts and situations*. M.: INFRA&M, 412 pp.
192. Tianyuan, Z., & Moro, S. (2021). Research trends in customer churn prediction: A data mining approach. *Springer*. DOI: 10.1007/978-3-030-72657-7_22.
193. Trihatmoko, R.A., & Mulyani, R. (2018). Distribution strategy for new product marketing success: Fast Moving Consumer Goods (FMCG) business. *Management and Human Resource Research Journal*, 7(12), pp. 19-32.
194. Trihatmoko, R.A., & Purnamasari, D.I. (2019). New product pricing strategy and product performance assessment in fast moving consumer goods. *International Journal of Economics and Business Administration*, 7(4), 417-423. DOI: 10.35808/ijeba/354.
195. Vadakkepatt, G., Shankar, V., & Varadarajan, R. (2021). Should firms invest more in marketing or R&D to maintain sales leadership? An empirical analysis of sales leader firms. *Journal of the Academy of Marketing Science*, p. 49. DOI: [10.1007/s11747-021-00774-2](https://doi.org/10.1007/s11747-021-00774-2).
196. Vahidov, R., & Fazlollahi, R. (2004). A multi-agent DSS for supporting e-commerce decisions. *Journal of Computer Information Systems*, 44, 87–94.
197. van Bruggen, G.H., Smidts, A., & Wierenga, B. (1996). The impact of the quality of a marketing decision support system: An experimental study. *International Journal of Research in Marketing*, 13(4), 331-343. DOI: 10.1016/S0167-8116(96)00017-1.
198. Vezzoli, M., Zogmaister, C., & Van den Poel, D. (2020). Will they stay or will they go? Predicting customer churn in the energy sector. *Applied Marketing Analytics*, 6(2), 136-150.
199. Wacker, J.G., & Samson, D. (2021). Beyond supply chain management: jointly optimising operations / supply and the marketing mix. *Operations Management Research*, 14(3-4), 451-466. DOI: 10.1007/s12063-021-00218-8.
200. Wassouf, W.N., Alkhatib, R., Salloum, K., & Balloul, S. (2020). Predictive analytics using big data for increased customer loyalty: Syriatel telecom company case study. *Journal of Big Data*, 7(1). DOI: 10.1186/s40537-020-00290-0.
201. Website of International Data Corporation, <https://www.idc.com>.

202. Wereda, W., & Woźniak, J. (2019). Building Relationships with Customer 4.0 in the Era of Marketing 4.0: The Case Study of Innovative Enterprises in Poland. *Social Sciences*, 8, 6, 177. DOI: [10.3390/socsci8060177](https://doi.org/10.3390/socsci8060177).

203. Wierenga, B., & Oude Ophuis, P.A.M.(1997). Marketing decision support systems: Adoption, use, and satisfaction. *International Journal of Research in Marketing*, 14(3), 275-290. DOI: 10.1016/S0167-8116(97)00009-8.

204. Wöber, K.W. (2003). Information supply in tourism management by marketing decision support systems. *Tourism Management*, 24(3), 241–255. DOI: 10.1016/s0261-5177(02)00071-7.

205. Woodley, M. (2021). Decoupling the individual effects of multiple marketing channels with state space models. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 20(3), 248-255. DOI: 10.1057/s41272-021-00310-5.

206. Wu, Z., & Li, Z. (2021). Customer churn prediction for commercial banks using customer-value-weighted machine learning models. *Journal of Credit Risk*, 17(4), 15-42. DOI: 10.21314/JCR.2021.011.

207. Xiahou, X., & Harada, Y. (2022). B2C E-commerce customer churn prediction based on K-means and SVM. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(2), 458-475. DOI: 10.3390/jtaer17020024.

208. Yan, H., Zhang, T., Qi, Y., & Yu, D.-J. (2022). Short-term traffic flow prediction based on a hybrid optimization algorithm. *Applied Mathematical Modelling*, 102, 385-404. DOI: 10.1016/j.apm.2021.09.040.

209. Zantedeschi, D., Feit, E., & Bradlow, E.T. (2016). Measuring Multichannel Advertising Response. *Management Science*, 63(8), 2397-2771. DOI: [10.1287/mnsc.2016.2451](https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2451).

210. Zeybek, Ö., Kaya, T., Ülengin, B., & Öztürk, I. (2020). Decomposing the impact of sales promotions on a large scale retailer's business performance. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1029, 464-471. DOI: 10.1007/978-3-030-23756-1_58.

211. Zhang, S., & Vaver, J. (2017). *Introduction to the Aggregate Marketing System Simulator*. Technical report, Google Inc. Retrieved from <https://research.google/pubs/pub45996/>.

212. Zhang, S., Liao, P., Ye, H., & Zhou, Z. (2022). Dynamic marketing resource allocation with two-stage decisions. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(1), 327-344. DOI: 10.3390/jtaer17010017.

213. Zhang, T., Moro, S., & Ramos, R.F. (2022). A data-driven approach to improve customer churn prediction based on telecom customer segmentation. *Future Internet*, 14(3). DOI: 10.3390/fi14030094.

214. Zhecheva, D., & Nenkov, N. (2022). Business demands for processing unstructured textual data – text mining techniques for companies to implement. *Access to science, business, innovation in digital economy*, ACCESS Press, 3(2), 107-120. DOI: 10.46656/access.2022.3.2(2).

215. Абрамович, І. (2016). Стратегія маркетингу. *Науковий вісник Херсонського державного університету. Сер.: Економічні науки*, 21(1), 50-53.

216. Архіпова, Т. (2009). Механізм оптимізації каналів рекламного інформування. *Маркетинг: теорія і практика: становлення ринкової економіки*. Київ: КНЕУ, 445-460.

217. Багорка, М., & Путінова, Ю. (2019). Маркетингове забезпечення промислового підприємства. *Вчені записки Таврійського національного університету ім. В.І. Вернадського. Серія: Економіка і управління*, 30(69):3, 59-66.

218. Базилевич, В.Д. (2017). *Людиноцентричність парадигмальних зрушень в економічній теорії XXI ст.* Парадигмальні зрушення в економічній теорії XXI ст.: Матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції (с. 15-20). К.: Київський національний університет ім. Т. Шевченка, 758 с.

219. Балабанова, Л., Холод, В., & Балабанова, І. (2019). *Маркетинг підприємства*. К.: Центр навчальної літератури, 612 с.

220. Безугла, Л., Ільченко, Т., Юрченко, Н., Кобернюк, С., & Воловик, Д. (2019). *Маркетингові дослідження*. Дніпро: Видавець Біла К.О., 300 с.

221. Богуславська, С. (2018). Принципи формування маркетингових стратегій регіонального розвитку. *Фінансовий простір*, 1(29), 8-13.

222. Бутенко, Н. (2008). *Основи маркетингу*. Київ: Видавничо-поліграфічний центр "Київський університет", 140 с.

223. Васюткіна, Н. (2018). Маркетинг цінностей як домінанта розвитку суб'єктів господарювання. *Східна Європа: економіка, бізнес та управління*, 13, 61-68.
224. Вертелева, О. (2019). *Математичні методи в економічній теорії XXI століття*. Теоретико-методологічні трансформації економічної науки у XXI ст.: перспективи нової парадигми: Матеріали Всеукраїнської науково-практичної конференції (с. 25-31). К.: Київський національний торговельно-економічний університет, 344 с.
225. Вітлінський, В.В., & Скіцько, В.І. (2013). Концептуальні засади моделювання та управління логістичним ризиком підприємства. *Проблеми економіки*, 4, 246-253.
226. Владимиров, О., & Заруба, В. (2000). Оптимальні ціни та обсяги продажу на споживчих ринках однорідних дискретних товарів. *Маркетинг в Україні*, 1(3), 25-27.
227. Внутрішня база даних підприємства (конфіденційні дані).
228. Войчак, А.В., & Шумейко, В.М. (2009). Дослідження сучасних концепцій маркетингу та маркетингового менеджменту. *Маркетинг в Україні*, 4, 52-55.
229. Воронько-Невіднича, Т., Калюжна, Ю., & Хурдей, В. (2018). *Реклама і рекламна діяльність*. Полтава, РВВ ПДАА, 230 с.
230. Гаркавенко, С. (2010). *Маркетинг*. 7е видання. К.: Лібра, 720 с.
231. Голіков, А. (2006). *ЕММ світогосподарських процесів*. Х.: ХНУ ім. В.Н. Каразіна, 144 с.
232. Горелов, Д., & Большенко, С. (2010). *Стратегія підприємства*. Харків: Вид-во ХНАДУ, 133 с.
233. Григорук, П. & Хрущ, Н. (2017). Оцінювання апостеріорної ефективності маркетингових рішень. *Маркетинг і менеджмент інновацій*, 4, 149-161. DOI: [10.21272/mmi.2017.4-13](https://doi.org/10.21272/mmi.2017.4-13).
234. Григорук, П. М. (2014). *Теоретико-методологічні засади економіко-математичного моделювання процесів прийняття маркетингових рішень*: монографія. Хмельницький: ХмЦНП, 344 с.
235. Гринчуцький, В., Карапетян, Е., & Погріщук Б. (2010). *Економіка підприємства*. К.: Центр учбової літератури, 304 с.
236. Дацко, М. (2004). *Математичне моделювання задач маркетингу у*

підприємстві: Автореф. дис. канд. екон. наук: 08.03.02. Львів. нац. ун-т ім. І. Франка. Л., 20 с.

237. Жуков, С., Федурця, В., & Громова, Я. (2014). Оптимізація маркетингової цінової політики промислових підприємств. *Актуальні проблеми економіки*, 6, 213-219.

238. Заруба, В. (2002). Кібернетична концепція управління товарною пропозицією промислового підприємства. *Вісник Донецького університету. Серія В. Економіка і право*, 2-1, 21-25.

239. Заруба, В. (2005). Економіко-математичне моделювання маркетингових стратегій підприємств. *Вісник Київського національного торговельно-економічного університету*, 1, 88-95.

240. Заруба, В. Я., & Парфентенко, І. А. (2020). Кількісні методи в управлінні маркетингом. Харків: НТУ «ХПІ», 106 с.

241. Іванов, С., & Максишко, Н. (2022). Застосування нейромережевого моделювання для прогнозування обсягів реалізації підприємства. *Фінансові стратегії інноваційного розвитку економіки*, 4 (52), 14-19. DOI: [10.26661/2414-0287-2021-4-52-02](https://doi.org/10.26661/2414-0287-2021-4-52-02).

242. Каніщенко, О. (2016). *Міжнародний маркетинг*. К.: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 480 с.

243. Квятковська, Л. (2011). Механізм оцінки маркетингової стратегії. *Маркетинг і менеджмент інновацій*, № 4, Т. II, 98-104.

244. Кизим, М., & Гейман, О. (2009). Сценарне моделювання розвитку соціально-економічних систем: напрямки, особливості та механізми. *Регіональна економіка*, 4, 16-23.

245. Кирсанов, Д. (2019). Аптечный рынок Украины по итогам 9 мес. 2019 г.: Helicopter View. *Аптека Онлайн*, 41(1212).

246. Кирсанов, Д. (2019). Реклама фармбрендов в различных медиа по итогам 9 мес. 2019 г. Helicopter view. *Аптека Онлайн*, 44(1215).

247. Коваль, П. (2012). *Основи філософських знань*. Ковельський промислово-економічний коледж Луцького НТУ.

248. Коломицева, О., Бурцева, О., & Пальонна, Т. (2016). Економіко-математичні методи в маркетинговій діяльності підприємства. *Збірник наукових праць Черкаського*

державного технологічного університету. Серія: Економічні науки, 41(1), 5-9.

249. Коноваленко, О.Є., & Брусенцев, В.О. (2019). Мультиагентні системи управління та підтримки прийняття рішень. *Вісник Національного технічного університету "ХПІ". Серія: Машинознавство та САПР*. Харків : НТУ "ХПІ", 1, 18-27. DOI: 10.20998/2079-0775.2019.1.03.

250. Корж, М. (2018). Цінове оптимізаційне моделювання в міжнародному маркетингу. *Зовнішня торгівля: економіка, фінанси, право*, 5, 87-100. DOI: [10.31617/zt.knute.2018\(100\)06](https://doi.org/10.31617/zt.knute.2018(100)06).

251. Кузьменко, Е., & Головіна, О. (2016). *Методика наукових досліджень*. Дніпро: Дніпропетровський державний університет внутрішніх справ, 35 с.

252. Лебедева, Ю., & Тульчинська, С. (2017). Економіко-математичне моделювання в системі управління формуванням збутової політики вітчизняного підприємства. *Актуальні проблеми економіки та управління: збірник наукових праць молодих вчених*, 11. Retrieved from https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/22593/1/2017-11_4-05.pdf.

253. Литвин, В.В. (2009). Мультиагентні системи підтримки прийняття рішень, що базуються на прецедентах та використовують адаптивні онтології. *Штучний інтелект*, 2, 24-33.

254. Литвиненко, Я. (2010). *Маркетингова цінова політика*. К.: Знання, 294 с.

255. Лістрова, О., Матвієнко, О., & Соломіна, Т. (2020). Інструменти інноваційного маркетингу готельного господарства. *Економічний вісник*, 2, 105-114. DOI: [10.33271/ev/70.105](https://doi.org/10.33271/ev/70.105).

256. Мамонтова, Н. (2013). Криза сучасної економічної парадигми у формуванні механізму інноваційного розвитку. *Наукові записки Національного університету "Острозька академія". Економіка*, 23, 74-77.

257. Мельникович, О.М., & Крепак, А.С. (2013). Вибір стратегії розміщення зовнішньої реклами підприємств торгівлі на основі матричної моделі. *Проблеми економіки*, 4, 254-261.

258. Мишко, О., & Камінська, І. (2021). Формування цінової політики торговельних підприємств в сучасних умовах. *Економіка та суспільство*, 23. DOI:

10.32782/2524-0072/2021-23-25.

259. Норіцина, Н. (2007). Маркетингове ціноутворення як чинник прибуткової діяльності підприємства. *Маркетинг в Україні*, 5, 41-43.

260. Носач, Л., Величко, К., Гринько, П., & Печенка, О. (2018). Крос-функціональна взаємодія в корпораціях. В Н., Савицька, Маркетингові інновації в освіті, туризмі, готельно-ресторанній, харчовій індустрії та торгівлі: колективна монографія, Х.: Видавництво Іванченка І.С., 175 с. (с. 114-123).

261. Осипенко, С., Романчик, Т., & Писаревський, С. (2020). Обґрунтування цін на продукцію підприємства на основі оптимізаційних моделей. *Бізнес Інформ*, 6, 145-151. DOI: 10.32983/2222-4459-2020-6-145-151.

262. Петриченко, П. (2013). Еволюція концепцій маркетингу взаємин: пріоритети, концептуальна база, домінуюча логіка. *Бізнес Інформ*, 3, 367-372.

263. Подскребко, О., Гарнаженко, О., & Курочкін, Д. (2019). Моделювання системи функціонування торговельного підприємства. *Ефективна економіка*, 11. DOI: 10.32702/2307-2105-2019.11.56.

264. Пономаренко, В., Клебанова, Т., & Кизим, М. (2013). *Модели оценки и анализа сложных социально-экономических систем: монография*. Херсон, Издательский дом «Инжэк», 664 с.

265. Провост, Ф., & Фоусетт, Т. (2019). *Data Science для бізнесу. Як збирати, аналізувати і використовувати дані*: пер. с англ. К.: Наш Формат, 400 с.

266. Разумов, Д. (2019). Маркетингове дослідження. *About Marketing*. Retrieved from <https://aboutmarketing.info/osnovy-marketynhu/marketynhove-doslidzhennya/>.

267. Рижиков, В., Панков, В., Ровенська, В., & Підгора, Є. (2004). *Економіка підприємства*. Київ: Видавничий дім «Слово», 253 с.

268. Родіонова, І., & Фаренюк, Я. (2021). Аналіз на основі баз даних (Data Science) для управлінських рішень з урахуванням невизначеності макро- та мікроекономічного рівнів. В І., Родіонова (Ред.), *Економіка невизначеності: зміст, оцінювання, регулювання: колективна монографія*. (с. 99-121). Київ: ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», с. 287. DOI: 10.31732/EU-CER-5.

269. Романченко, Н., & Соколовська, Д. (2020). *Маркетингові стратегії на ринку*

FMCG. Матеріали IV Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні виклики і актуальні проблеми науки, освіти та виробництва: міжгалузеві диспути». Сесія «Маркетинг та менеджмент» (Київ, 2020), с. 173-183.

270. Сазонов, А. (2015). *Економетричне моделювання: максимізуємо віддачу*. Adindex.

271. Сайт GfK Ukraine, <https://www.gfk.com/uk-ua/>.

272. Сайт Kantar Ukraine, <https://tns-ua.com/>.

273. Сайт Nielsen Ukraine, <https://www.nielsen.com/ua/uk/>.

274. Сайт Proxima Research, <https://proximaresearch.ua/en/>.

275. Сайт ВРК, <https://vrk.org.ua/>.

276. Сайт Державної служби статистики України, <http://www.ukrstat.gov.ua/>.

277. Сайт ІТК, <http://www.itk.ua/en/root/index/>.

278. Сайт Національного банку України, <https://bank.gov.ua/>.

279. Сайт Української Антипіратської Асоціації, <https://apo.kiev.ua/>.

280. Сенишин, О., & Кривешко, О. (2020). *Маркетинг*. Львів: Львівський національний університет імені Івана Франка, 347 с.

281. Слушаєнко, Н., & Апенько, Д. (2015). Сучасні методи ціноутворення при плануванні стратегічної діяльності фармацевтичних підприємств України. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*, 4, 58-63. DOI: 10.17721/1728-2667.2015/169-4/10.

282. Смульсон, М. Л. (2016). Розвиток інтелекту та суб'єктності дорослих у віртуальному просторі. *Технології розвитку інтелекту*, Т. 2, Вип. 2.

283. Соломянюк, Н. (2014). Концептуальні принципи формування витрат на маркетинг. *Науковий вісник Херсонського державного університету. Сер.: Економічні науки*, 5(3), 53-56.

284. Соломянюк, Н. (2014). Особливості маркетингового планування на ринку FMCG. *Науковий вісник Херсонського державного університету. Сер.: Економічні науки*, 6(4), 69-72.

285. Галєб, Н. (2021). *Чорний лебідь. Про (не)ймовірне у реальному житті*. Наш Формат, 392 с.

286. Таранич, А., Титаренко, О., & Таранич, О. (2020). Вдосконалення системи стратегічного управління підприємством на засадах територіального маркетингу. *Економіка і організація управління*, 1(37), 89-100.

287. Тульчинська, С., & Шемет, Я. (2013). Сучасні проблеми маркетингової діяльності на підприємстві. *Сучасні проблеми економіки та підприємництва*, 12, 201-206.

288. Тур, Г. (2012). Сутність, структура та функції математичної культури фахівця обліково-економічного профілю. *Молодь і ринок*, 6, 102-106.

289. Турченко, М., & Швець, М. (2011). *Маркетинг*. Київ: Знання, 318 с.

290. Фаренюк, Я. (2021). *Моделювання ефективної регіональної маркетингової стратегії для FMCG компаній за допомогою Data Science технологій*. Матеріали XV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Моделювання та прогнозування економічних процесів», 29.04.2021 в Національному технічному університеті України «Київський політехнічний інститут ім. І. Сікорського», м. Київ. К., с. 69-72.

291. Фаренюк, Я. (2020). *Моделювання ефективного повного медіа-міксу на основі технологій машинного навчання для українського банку*. Шевченківська весна 2020. Сучасні виклики для економіки, матеріали XVIII Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 25 березня 2020 р., м. Київ. К., с. 48-50.

292. Фаренюк, Я. (2021). *Моделювання оптимальної ціни лікарських препаратів на основі технологій машинного навчання з метою максимізації продажів*. Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку, матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 18-19 березня 2021, м. Київ. К., с. 89-90.

293. Фаренюк, Я.В., & Черноус, Г.О. (2023). *Моделювання відтоку клієнтів телекомунікаційної компанії за допомогою методів Data Science*. Збірник тез VI Всеукраїнської науково-практичної конференції "Нові інформаційні технології управління бізнесом", Київ: Спілка автоматизаторів бізнесу, 166 с. (с. 153-156).

294. Федоренко, І.К., Черняк, О.І., Карагодова, О.О., Черноус Г.О., & Горбунов О.В. (2007). *Дослідження операцій в економіці: підручник*. К.: Знання, 558 с.

295. Федорович, Р. (2013). *Маркетингові стратегії формування попиту на товари та послуги на ринках України: монографія*. Тернопіль: ТНТУ ім. І. Пулюя. 359 с.
296. Філіпенко, А. (2014). Економічний світ: онтологія. *Економічна теорія*, 3, 38-47.
297. Хрустальова, В., & Кононенко, Є. (2019). Ринок послуг мобільного зв'язку України: тенденції та перспективи розвитку. *Інвестиції: практика та досвід*, 1, 37-41. DOI: 10.32702/2306-6814.2019.1.37.
298. Червак-Смерічко, О.Ю. (2015). Математичне моделювання в економіці: моделювання і системний аналіз. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Економіка»*, 2(46), 246-252.
299. Чередніченко, А., & Шура, Н. (2015). Застосування штучних нейронних мереж як дієвого механізму прийняття ефективних управлінських рішень на підприємстві. *Глобальні та національні проблеми економіки*, 4, 628-630.
300. Черняк, О., & Захарченко, П. (2014). *Інтелектуальний аналіз*. Київ: Знання, 599 с.
301. Черняк, О., & Кучерук, Л. (2009). Застосування байєсівських мереж в економіці. *Вісник Харківського національного університету ім. В.Н. Каразіна. Економічна серія*, 869, 199-209.
302. Черняк, О.І., Ставицький, А.В., Баженова, О.В., & Шебаніна, О.В. (2014). *Економетрика: підручник. 2-ге вид., перероб. та доп.*, Миколаїв: МНАУ, 414 с.
303. Чорноус, Г., & Фаренюк, Я. (2021). *Моделювання маркетингової діяльності: підходи на основі технологій Data Science*. Матеріали II Міжнародного форуму «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління»: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах, Київ, с. 40-42.
304. Чорноус, Г.О. (2014). *Проактивне управління соціально-економічними системами на основі інтелектуального аналізу даних: методологія і моделі: монографія*. К.: ВПЦ «Київський університет», 351 с.
305. Чорноус, Г. (2014). Розробка інтелектуальної агентно-орієнтованої системи підтримки прийняття рішень на підприємстві. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*, 7, 101-109.

306. Черноус, Г.О. (2015). *Моделювання процесу прийняття управлінських рішень в соціально-економічних системах на основі інтелектуального аналізу даних: дисертація доктора екон. наук.* Київ, 485 с.
307. Шарапов, О.Д., Дербенцев, В.Д., & Семьонов, Д.Є. (2004). *Економічна кібернетика.* К.: КНЕУ, 231 с.
308. Шебанова, О. (2014). Особливості маркетингової стратегії регіонального ринку. *Науковий вісник ЛНУВМБТ ім. С.З. Гжицького*, Т. 16, №1(2), 258-263.
309. Шутеев, І.В. (2019). *Дослідження методів формалізації для ігрових ситуацій.* Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, 61 с.
310. Яшкіна, О. (2012). Багатовимірні статистичні методи в маркетингових дослідженнях. *Економічний аналіз*, 10(2), 175-180.

ДОДАТКИ

Додаток А

Описова статистика бази даних фармацевтичного підприємства для моделювання частки ринку по продажах (230 спостережень)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|---------------------------------------|---------|----------|------------------|-----------------------|
| Частка ринку по продажах рідких форм | 0,152 | 0,240 | 0,194 | 0,021 |
| Частка ринку по продажах твердих форм | 0,068 | 0,110 | 0,093 | 0,007 |
| Пенетрація 1 | 81,952 | 91,421 | 87,751 | 2,293 |
| Пенетрація 2 | 75,427 | 88,810 | 83,447 | 3,706 |
| Рекомендації лікарів | 0,152 | 0,419 | 0,264 | 0,058 |
| Рекомендації фармацевтів | 0,00 | 0,606 | 0,341 | 0,125 |
| Ціновий індекс | 0,745 | 1,071 | 0,934 | 0,096 |
| TV активність бренду | 19,630 | 284,170 | 121,192 | 44,383 |
| TV активність конкурентів | 2,690 | 480,590 | 149,382 | 113,267 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Додаток Б

Описова статистика бази даних фармацевтичного підприємства для моделювання частки ринку по продажах для препарату від пелюшкового дерматиту (185 спостережень)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|--------------------------------------|---------|------------|------------------|-----------------------|
| Частка ринку по продажах в упаковках | 5,4% | 20,3% | 13,9% | 3,2% |
| Пенетрація | 0,23 | 86,01 | 66,67 | 21,67 |
| Пенетрація конкурентів | 79,88 | 95,05 | 85,23 | 2,78 |
| Ціновий індекс | 1,34 | 2,06 | 1,61 | 0,15 |
| TV-активність бренду | 0,00 | 163,56 | 31,02 | 54,26 |
| Digital-активність бренду | 0,00 | 232,03 | 41,21 | 66,79 |
| TV-активність конкурентів | 0,00 | 378,06 | 95,89 | 85,03 |
| Digital-активність конкурентів | 0,00 | 920 186,21 | 218 554,78 | 275 343,44 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Додаток В

Описова статистика бази даних фармацевтичного підприємства для моделювання частки ринку по продажах для знеболюючого та спазмолітичного препарату (248 спостережень)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|--------------------------------------|---------|----------|------------------|-----------------------|
| Частка ринку по продажах в упаковках | 3,49% | 7,40% | 5,23% | 0,62% |
| Пенетрація | 22,92 | 53,84 | 39,72 | 6,93 |
| Ціновий індекс | 2,25 | 3,41 | 2,72 | 0,24 |
| TV 1 | 0,00 | 221,83 | 14,52 | 48,86 |
| TV 2 | 0,00 | 341,40 | 51,77 | 83,86 |
| TV 3 | 0,00 | 217,49 | 21,72 | 56,97 |
| TV 4 | 0,00 | 322,63 | 10,93 | 49,46 |
| TV-активність конкурентів | 182,06 | 2 244,72 | 1 017,82 | 406,40 |
| Digital-активність | 0,00 | 206,03 | 25,03 | 43,16 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Додаток Г

Описова статистика бази даних фармацевтичного підприємства для моделювання частки ринку по продажах для препарату від болю в горлі (248 спостережень)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|--------------------------------------|---------|--------------|------------------|-----------------------|
| Частка ринку по продажах в упаковках | 4,72% | 10,63% | 6,96% | 1,31% |
| Пенетрація | 65,22 | 84,25 | 76,65 | 4,62 |
| Ціновий індекс | 1,66 | 2,60 | 2,09 | 0,22 |
| TV 1 | 0,00 | 532,95 | 24,67 | 80,33 |
| TV 2 | 0,00 | 346,03 | 35,88 | 84,18 |
| Digital-активність | 0,00 | 8 846 221,00 | 532 487,67 | 1 331 272,50 |
| ООН-активність | 0,00 | 1,00 | 0,04 | 0,21 |
| TV-активність конкурентів | 0,00 | 1 283,31 | 392,69 | 368,77 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Додаток Д

Описова статистика бази даних FMCG підприємства для моделювання частки ринку по продажах в кг (41 спостереження)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|--------------------------------|---------|----------|------------------|-----------------------|
| Частка ринку по продажах в кг | 0,12% | 0,59% | 0,30% | 0,12% |
| Пенетрація 1 | 0,00 | 15,03 | 3,74 | 5,49 |
| Пенетрація 2 | 2,99 | 19,52 | 12,52 | 5,46 |
| Пенетрація 3 | 0,00 | 14,85 | 3,59 | 5,33 |
| Пенетрація 4 | 3,09 | 21,00 | 14,68 | 5,87 |
| Ціновий індекс | 1,13 | 1,95 | 1,67 | 0,16 |
| TV-активність | 0,00 | 554,67 | 103,26 | 178,84 |
| TV-активність конкурентів | 899,28 | 3895,65 | 1969,48 | 657,67 |
| OLV-активність | 0,00 | 1217,87 | 621,27 | 258,06 |
| Display-активність | 0,00 | 1147,81 | 400,30 | 326,73 |
| Digital-активність конкурентів | 0,80 | 1876,69 | 441,82 | 469,17 |
| OOH-активність | 0,00 | 143,06 | 10,17 | 30,93 |
| OOH-активність конкурентів | 0,00 | 443,70 | 106,71 | 94,18 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Додаток Е

Описова статистика бази даних FMCG підприємства для регіонального моделювання частки ринку по продажах в кг (47 спостережень)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|---|---------|----------|------------------|-----------------------|
| Частка ринку в регіоні по продажах в кг | 0,45% | 27,74% | 11,43% | 6,73% |
| Пенетрація 1 | 0,02 | 0,99 | 0,68 | 0,33 |
| Пенетрація 2 | 0,00 | 0,90 | 0,37 | 0,42 |
| Ціновий індекс | 0,75 | 1,13 | 0,97 | 0,08 |
| Цінові промо (фіктивна змінна) | 0,00 | 1,00 | 0,13 | 0,34 |
| TV-активність | 0,00 | 924,22 | 87,88 | 224,74 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Описова статистика бази даних банку для моделювання дзвінків в Call Center
(347 спостережень поденно)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|-----------------------|---------|----------|------------------|-----------------------|
| Дзвінки в Call Center | 21,60 | 1 700,10 | 267,60 | 340,08 |
| Billboards | 0,00 | 1,00 | 0,03 | 0,16 |
| Radio | 0,00 | 1,00 | 0,08 | 0,27 |
| TV1 | 0,00 | 92,94 | 7,69 | 16,37 |
| TV2 | 0,00 | 80,23 | 4,09 | 13,86 |
| TV3 | 0,00 | 77,70 | 1,64 | 9,78 |
| TV4 (wear-out) | 0,00 | 116,57 | 5,52 | 17,83 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Описова статистика бази даних підприємства в категорії роздрібної торгівлі для
моделювання трафіку в магазини (157 спостережень потижнево)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|------------------------|-------------|------------|------------------|-----------------------|
| Трафік в магазини | 33 240,60 | 465 382,35 | 180 436,95 | 60 280,89 |
| Сезонність | 15 529,23 | 244 906,54 | 50 082,20 | 39 287,47 |
| Covid | -103 311,29 | 38 741,74 | -2 673,26 | 16 299,82 |
| E-mail та Viber, тис. | 1 613,29 | 12 377,82 | 3 337,87 | 1 314,75 |
| TV1 | 0,00 | 1 108,51 | 161,97 | 225,48 |
| TV2 | 0,00 | 1 064,91 | 251,13 | 218,78 |
| TV3 | 0,00 | 515,83 | 20,27 | 67,38 |
| Digital video, тис. | 159,29 | 10 052,27 | 3 054,41 | 1 978,13 |
| Digital display, тис. | 0,00 | 9 710,88 | 2 521,81 | 1 759,54 |
| ООН | 1,00 | 222,00 | 78,53 | 70,87 |
| Radio | 0,00 | 332,00 | 10,68 | 45,38 |
| Активність конкурентів | 1 303,64 | 7 241,93 | 3 465,65 | 1 277,90 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Описова статистика бази даних підприємства на ринку телекомунікацій для задачі сегментації клієнтів та моделювання відтоку (4 591 клієнт)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|---|----------------|-----------------|-------------------------|------------------------------|
| Вік | 19 | 70 | 41,9 | 13,1 |
| Середньомісячні витрати | 3,2 | 5142,8 | 506,2 | 646,3 |
| Середня тривалість розмов | 0,1 | 20 | 4,23 | 3,00 |
| Середня активність вдень за місяць | 1 | 500 | 63,9 | 62,8 |
| Середня активність ввечері за місяць | 1 | 160 | 70,3 | 41,2 |
| Середня активності вночі за місяць | 0 | 110 | 6,3 | 14,7 |
| Активність з іншими містами за місяць | 0 | 88 | 8,7 | 13,5 |
| Активність з іншими країнами за місяць | 0 | 12 | 0,4 | 1,2 |
| Частка дзвінків на стаціонарні телефони | 0 | 60 | 10,3 | 9,2 |
| Обсяг Інтернету за місяць | 0 | 179 | 21,2 | 27,9 |
| Відтік з мережі | 0 | 1 | 0,1 | 0,3 |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

Описова статистика бази даних підприємства на ринку телекомунікацій для задачі оптимізації рекламних розсилок (13 504 клієнти)

| Змінна | Мінімум | Максимум | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|-------------------------------|--|-----------------|-------------------------|------------------------------|
| Вік | 10 | 96 | 39,6 | 11,7 |
| Стать | 6 725 чоловіків та 6 779 жінок | | | |
| Період користування послугами | 0 | 4 | 2,2 | 1,2 |
| Кількість придбаних послуг | 1 | 6 | 1,9 | 1,3 |
| Дохід з клієнта | 13 | 79 | 43,0 | 11,0 |
| Кількість покупок | 1 | 38 | 2,3 | 4,3 |
| Звернення в службу підтримки | 0 | 10 | 2,2 | 1,6 |
| Затримки платежів | 0 | 1 | 1 | 0,1 |
| Дисконтна картка | 0 | 1 | 0 | 0,2 |
| Відгук | 1 952 – відгук був (1) та 11 552 – не було (0) | | | |

Джерело: створено автором на основі даних підприємства.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ**Праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації*****Статті у вітчизняних та закордонних фахових виданнях***

1. Chernyak, O., Sztrik, J., & Fareniuk, Y. (2021). Modeling optimal price policy of pharmaceutical companies for sales maximization based on Data Science technologies. Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics, 1(214), 35-41. DOI: 10.17721/1728-2667.2021/214-1/6 *(автором досліджено вплив ціни на конкурентоспроможність підприємства та його позиції на ринку, запропоновано підхід щодо визначення цінової еластичності та оптимізації цінової політики для максимізації продажів; 0,89 д.а., з них 0,45 д.а. авторські).*

2. Fareniuk, Y. (2022). Marketing strategy optimization in FMCG market. Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics, 2(219), 49-57. DOI: 10.17721/1728-2667.2022/219-2/7 *(1,38 д.а.).*

3. Fareniuk, Y., & Chornous, G. (2023). Principles of effective planning of advertising activity in the 21st century. Economy of Ukraine, 2, 55-72. DOI: 10.15407/economyukr.2023.02.055 *(автором розроблено принципи ефективного планування рекламної активності; 0,91 д.а., з них 0,64 д.а. авторські).*

4. Chornous, G., & Fareniuk, Y. (2023). Marketing Mix Modeling of Traffic to the Store Under the Covid-19 Crisis. KnE Social Sciences, 8(1), 412–434. DOI: 10.18502/kss.v8i1.12660 *(автором реалізовано моделювання маркетингового комплексу для трафіку в магазини, оцінено ефективність медіа-каналів та сформовано рекомендації для медіа-стратегії; 1,40 д.а., з них 0,98 д.а. авторські).*

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

5. Chernyak, O., & Fareniuk, Y. (2020). Modeling of Effectiveness of Media Investment Based on Data Science Technologies for Ukrainian Bank. CEUR Workshop Proceedings, 2732, 282-289 *(Scopus, автором розроблено модель для оцінки ефективності рекламної активності на дзвінки в Call Center та прогнозування його*

завантаження, оцінено ефективність TV-активності в поденній та погодинній деталізації для підвищення ROMI; 0,52 д.а., з них 0,37 д.а. авторські).

6. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2021). Marketing mix modeling for pharmaceutical companies on the basis of data science technologies. Access to science, business, innovation in digital economy, ACCESS Press, 2(3), 274-289. DOI: 10.46656/access.2021.2.3(6) (*Web of Science*, автором запропоновано концептуальну схему впровадження Data Science для моделювання маркетингового комплексу, здійснено моделювання результатів маркетингової діяльності підприємства, а також оцінено вплив факторів безпосередньо на продажі та на ефективність рекламної активності; 1,12 д.а., з них 0,78 д.а. авторські).

7. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2021). Optimization of Portfolio Marketing Strategy Based on Data Science Technologies. CEUR Workshop Proceedings, 3179, 89-100 (*Scopus*, автором побудовано комплекс моделей для портфелю брендів фармацевтичного підприємства та запропоновано підхід для удосконалення портфельної маркетингової стратегії; 1,16 д.а., з них 0,81 д.а. авторські).

8. Farenjuk, Y., Zatonatska, T., Dluhopolskyi, O., & Kovalenko, O. (2022). Customer churn prediction model: a case of the telecommunication market. Economics - innovative and economics research journal, 10(2), 109-130. DOI: 10.2478/eoik-2022-0021 (*Scopus*, автором досліджено різноманітні підходи і методи для прогнозування відтоку клієнтів, здійснено побудову моделей Data Science для класифікації клієнтів відповідно до ймовірності їх відтоку; 1,59 д.а., з них 0,56 д.а. авторські).

9. Chornous, G., & Farenjuk, Y. (2023). Optimization of Marketing Decisions Based on Machine Learning: Case for Telecommunications. CEUR Workshop Proceedings, 3347, 112-124 (*Scopus*, автором розроблено моделі машинного навчання для вирішення задач сегментації клієнтів та підвищення ефективності рекламних розсилок на прикладі телекомунікаційного підприємства; 1,35 д.а., з них 0,95 д.а. авторські).

10. Farenjuk, Y., & Chornous G. (2023). Optimization of Media Strategy via Marketing Mix Modeling in Retailing. Ekonomika, 102(1), 6-25. DOI: 10.15388/Ekon.2023.102.1.1 (*Scopus*, автором здійснено моделювання маркетингового комплексу, запропоновано концептуальний підхід дослідження та сформовано рекомендації щодо національної

та регіональної медіа-стратегії; 1,35 д.а., з них 0,96 д.а. авторські).

11. Chornous, G., Farenjuk, Y., Giedraitis, V.R., Ulvidienė, E., & Kharlamova, G. (2023). A data science-based marketing decision support system for brand management. *Innovation Marketing*, 19, 2, 38-50. DOI: [10.21511/im.19\(2\).2023.04](https://doi.org/10.21511/im.19(2).2023.04) (*Scopus, Web of Science, автором запропоновано архітектуру системи підтримки прийняття маркетингових рішень на підприємстві, яка передбачає формування і використання системи релевантних моделей та методів Data Science; 1,14 д.а., з них 0,4 д.а. авторські).*

Праці, які додатково відображають наукові результати дисертації

Розділи у колективних монографіях

12. Родіонова, І., & Фаренюк, Я. (2021). Аналіз на основі баз даних (Data Science) для управлінських рішень з урахуванням невизначеності макро- та мікроекономічного рівнів. В І., Родіонова (Ред.), *Економіка невизначеності: зміст, оцінювання, регулювання: колективна монографія.* (с. 99-121). Київ: ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК», с. 287. DOI: 10.31732/EU-CER-5 (*автором побудовано декілька економіко-математичних моделей та штучних нейронних мереж для прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності на макро- та мікроекономічному рівні; 1,19 д.а., з них 0,79 д.а. авторські).*

13. Radionova, I., & Farenjuk, Y. (2022). Data science analysis for management decisions with macro-and microeconomic uncertainty. In I., Radionova (Ed.) *The Economics of Uncertainty: Content, Evaluation, and Regulation: monograph* (pp. 80-98). Tallinn: Scientific Center of Innovative Researches OÜ, pp. 232. DOI: 10.36690/EUCER-80-98 (*автором побудовано декілька економіко-математичних моделей та імplementовано машинне навчання у вигляді штучних нейронних мереж для прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності на макро- та мікроекономічному рівні; 1,15 д.а., з них 0,76 д.а. авторські).*

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

Тези конференцій

14. Фаренюк, Я. (2020). Моделювання ефективного повного медіа-міксу на

основі технологій машинного навчання для українського банку. Шевченківська весна 2020. Сучасні виклики для економіки, матеріали XVIII Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 25 березня 2020 р., м. Київ. К., с. 48-50 (0,21 д.а.).

15. Фаренюк, Я. (2021). Моделювання оптимальної ціни лікарських препаратів на основі технологій машинного навчання з метою максимізації продажів. Шевченківська весна 2021. На шляху до сталого розвитку, матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених, 18-19 березня 2021, м. Київ. К., с. 89-90 (0,22 д.а.).

16. Фаренюк, Я. (2021). Моделювання ефективної регіональної маркетингової стратегії для FMCG компаній за допомогою Data Science технологій. Матеріали XV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Моделювання та прогнозування економічних процесів» (29.04.2021, м. Київ). К., с. 69-72 (0,21 д.а.).

17. Черноус, Г., & Фаренюк, Я. (2021). Моделювання маркетингової діяльності: підходи на основі технологій Data Science. Матеріали II Міжнародного форуму «Економіка. Фінанси. Бізнес. Управління»: Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах. За заг. ред. проф. А.І. Ігнатюк. Київ, с. 40-42 (автором досліджено методологічні засади моделювання маркетингової діяльності, систематизовано перелік задач маркетингу, які можуть бути вирішені за допомогою Data Science технологій, а також досліджено аспекти впровадження моделювання в діяльність підприємства; 0,20 д.а., з них 0,14 д.а. авторські).

18. Farenjuk, Y. (2021). Effective regional marketing strategy for FMCG companies on the basis of Data Science technologies. The 6th International Conference 2021 Actual Economic and Social Problems in Modern Globalisation, Tbilisi, Georgia, 17th July 2021 (0,07 д.а.).

19. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2022). Marketing mix modeling of traffic to the store under the Covid-19 crisis. Book of abstracts of 14th International Conference “Economies of Balkan and Eastern Europe Countries” (Florence, Italy), May 20-22, p. 51-52 (автором реалізовано моделювання маркетингового комплексу для трафіку в магазини, оцінено медіа-ефективність в розрізі медіа-каналів та сформовано

рекомендації для медіа-стратегії; 0,09 д.а., з них 0,06 д.а. авторські).

20. Фаренюк, Я.В., & Чорноус, Г.О. (2023). Моделювання відтоку клієнтів телекомунікаційної компанії за допомогою методів Data Science. Збірник тез VI Всеукраїнської науково-практичної конференції "Нові інформаційні технології управління бізнесом", Київ: Спілка автоматизаторів бізнесу, 166 с. (с. 153-156) *(автором здійснено моделювання відтоку для телекомунікатора за допомогою різноманітних методів машинного навчання; 0,41 д.а., з них 0,29 д.а. авторські).*

21. Farenjuk, Y., & Chornous, G. (2023). A conceptual approach to implementation of data science in marketing. Матеріали XIV міжнародної науково-практичної конференції "Сучасні проблеми моделювання соціально-економічних систем" (6-7 квітня 2023 р.). Братислава – Харків, ВШЕМ – ХНЕУ ім. С. Кузнеця *(автором розроблено концептуальний підхід до реалізації та впровадження Data Science технологій в діяльність підприємства; 0,22 д.а., з них 0,16 авторські).*

22. Farenjuk, Y. (2023). Marketing mix modeling: main assumptions. Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Менеджмент та маркетинг як фактори розвитку бізнесу в умовах економіки відновлення» (18 -19 квітня 2023 р.). Київ: Видавничий дім «Києво-Могилянська академія», Т. 1, 378 с. (с. 108-111) *(0,19 д.а.).*

23. Farenjuk, Y. (2023). Key marketing tasks that can be solved via mathematical modeling and Data Science. Збірник матеріалів IV Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Сучасні інформаційні технології та системи в управлінні», 20-21 квітня, Київ, КНЕУ, 217 с. (с. 169-171) *(0,21 д.а.).*

ДОВІДКИ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЇ

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА

вул. Володимирська, 64/13, м. Київ, 01601 тел. 239-33-33

28.04.2022 № 013/103

На № _____

ДОВІДКА
про впровадження результатів дисертаційної роботи
аспірантки кафедри економічної кібернетики
Фаренюк Яни Валеріївни

Основні положення та результати дисертації Фаренюк Яни Валеріївни на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 – «Економіка», мають наукову та практичну цінність, апробовані та використовуються у навчальному процесі на економічному факультеті Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Результати дослідження були включені до робочих програм ОК «Data Science в електронній комерції», «Економетрика», «Дейтаманінг-інтелектуальний аналіз даних» та у навчально-методичний комплекс «Data Science в електронній комерції».

Особистий внесок Фаренюк Я.В. полягає у подальшій розробці прогресивних практик управління маркетинговою діяльністю підприємств за допомогою моделювання бізнес-показників на основі Data Science технологій, що дозволить забезпечити зростання бізнес-результатів, підвищити віддачу від інвестицій та сприятиме прийняттю ефективних маркетингових рішень та основі глибинного інтелектуального аналізу даних.

Проректор з наукової роботи



Ганна ТОЛСТАНОВА

Initiative

Товариство з обмеженою відповідальністю

«ІНІШЕЙТІВ МЕДІА»

03067, м. Київ, вул. Гарматна, будинок 4

Ідентифікаційний код 41529491

від 20.07.2022 № 20-07/2

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Фаренюк Яни Валеріївни
на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Довідка видана Фаренюк Яні Валеріївни, здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеної дисертаційної роботи знайшли своє відображення при розробці маркетингової стратегії для однієї з найбільших фармацевтичних компаній України, зокрема медійної стратегії та формуванні оптимальної цінової політики.

В процесі планування маркетингової діяльності фармацевтичної компанії були застосовані теоретичні здобутки та практичні рекомендації Фаренюк Я.В., які висвітлені в результатах дослідження. Зокрема було застосовано запропонований комплекс економіко-математичних моделей та аналітичних підходів для пошуку шляхів підвищення віддачі від медіа-інвестицій, а також покращення бізнес-результатів у вигляді частки ринку завдяки ефективним змінам у ціновій політиці.

Завдяки пропозиціям та рекомендаціям Фаренюк Я.В. зросла ефективність діяльності компанії: підвищилась частка ринку у відповідних конкурентних категоріях та збільшилась рентабельність інвестицій.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації.

Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор ТОВ «ІНІШЕЙТІВ МЕДІА»



Костін Сергій Володимирович



Товариство з обмеженою відповідальністю
«ЮНІВЕРСАЛ МАККЕНН МЕДІА»

03067 м. Київ, вул. Гарматна, буд. 4

Ідентифікаційний код 41542030

від 29.09.2022 № 29.-09/8

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Фаренюк Яни Валеріївни
на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Результати дисертаційної роботи Фаренюк Я.В., яка представлена на здобуття наукового ступеня доктора філософії в області економіки (спеціальність 051 «Економіка») були використані ТОВ «Юніверсал Маккенн Медіа» при розробці маркетингової (в т.ч. медіа) стратегії одного з ключових фармацевтичних підприємств в Україні, зокрема при оптимізації портфельної маркетингової стратегії через моделювання маркетингового комплексу на базі технологій Data Science.

Запропонований Фаренюк Я.В. підхід до формування ефективної портфельної стратегії на основі побудови економіко-математичних моделей, розрахунку показнику Media Boost (внеску рекламної активності в продажі та частку ринку) та, як наслідок, ROMI створили можливість пріоритезувати бренди в портфелі фармацевтичного підприємства та максимізувати ефективність від розподілу медіа-інвестицій між ними. Завдяки результатам дисертаційної роботи вдалось покращити показники діяльності підприємства у вигляді частки ринку та загального рівня продажів.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації.

Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор
ТОВ «Юніверсал Маккенн Медіа»



Братко Анна Валентинівна



Товариство з обмеженою відповідальністю

«ХАВАС МЕДІА УКРАЇНА»

03067, м. Київ, вул. Гарматна, будинок 4

Ідентифікаційний код 41529313

від 05.10.2022 № 05-10/4

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Фаренюк Яни Валеріївни
на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Результати дисертаційної роботи Фаренюк Я.В., яка представлена на здобуття наукового ступеня доктора філософії в області економіки (спеціальність 051 «Економіка») були використані компанією ТОВ «Хавас Медіа Україна» при розробці маркетингової (в т.ч. медіа) стратегії для одного з ключових FMCG підприємств в Україні, зокрема при моделюванні та оптимізації ключових елементів маркетингового комплексу через визначення кількісної міри їх впливу на продажі та частку ринку, а також визначення впливу факторів один на одного. Окрім того, результати дослідження знайшли своє відображення при формуванні ефективної регіональної маркетингової стратегії для даного підприємства.

Запропонований Фаренюк Я.В. підхід до формування ефективної маркетингової стратегії через побудову економіко-математичних моделей, розрахунок ROMI дав змогу сформуванню ефективний медіа-мікс з урахуванням поточної динаміки інших елементів комплексу маркетингу та знайти шляхи підвищення ефективності маркетингових інвестицій, зокрема за рахунок концентрації на найбільш пріоритетних регіонах. Такі практичні рекомендації дали можливість значно підвищити рентабельність інвестицій та покращити динаміку продажів.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор ТОВ «Хавас Медіа Україна»



Котенко Аліна Вікторівна

Товариство з обмеженою відповідальністю

«МЕДІЙНИЙ ПАРТНЕР»

01033 м. Київ, вул. Сім'ї Прахових, 50.

Ідентифікаційний код 42076606

від 14.11.2022 № 17-11/7**ДОВІДКА**

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка

Фаренюк Яни Валеріївни

на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Довідка видана Фаренюк Яні Валеріївни, здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеної дисертаційної роботи знайшли своє відображення при розробці медійних стратегій для українських компаній, зокрема в категорії ритейлу.

В процесі формування ефективної медійної стратегії ваговий внесок зробили запропоновані Фаренюк Я.В. моделі підвищення ефективності рекламної активності по періодах протягом року, архітектурах рекламних кампаній, хронометражах рекламних роликів, а також каналах і форматах комунікації, тощо. Окрім того, було застосовано аналітичні підходи та концепції «BDI-CDI» та «BDI по трафіку – BDI по товарообороту» для забезпечення ефективної регіональної маркетингової стратегії та визначення стратегічних фокусів маркетингової діяльності в регіональному розрізі.

Практичні рекомендації та сформовані принципи медіа-планування забезпечили підвищення якості реалізованих заходів. Таким чином, теоретичні та практичні результати Фаренюк Я.В., які висвітлені в результатах дослідження, дали змогу максимізувати ефект від проведених рекламних кампаній, збільшити кількість трафіку в магазини і, відповідно, продажі, а також підвищити ROMI від реалізації медіа-інвестицій.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор



Новицька Н.А.

Товариство з обмеженою відповідальністю

«ЮНІВЕРСАЛ ДАТА ХАБ»

03067, м. Київ, вул. Гарматна, будинок 4

Ідентифікаційний код 42678942

від 08.12.2022 № 08-12/3**ДОВІДКА**

про впровадження результатів дисертаційної роботи

на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»

здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету

Київського національного університету імені Тараса Шевченка

Фаренюк Яни Валеріївни

на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств

за допомогою Data Science технологій»

Довідка видана Фаренюк Яні Валеріївни, здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеного дослідження знайшли своє відображення при розробці маркетингової стратегії для одного з ключових підприємств телекомунікаційного ринку України, зокрема при вирішенні задач утримання клієнтської бази та підвищення ефективності від рекламних розсилок через SMS та E-mail.

В процесі вирішення поставлених маркетингових задач, що виникають в діяльності телекомунікаційного підприємства, були застосовані запропоновані методи та моделі машинного навчання, а також практичні рекомендації Фаренюк Я.В., які висвітлені в результатах дослідження. Зокрема було застосовано запропонований комплекс моделей для сегментації клієнтської бази, методи машинного навчання для вирішення задач класифікації, зокрема з метою мінімізації відтоку клієнтів та максимізації позитивних відгуків на рекламні розсилки.

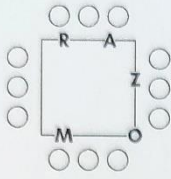
Завдяки такому комплексу моделей та методів, пропозиціям та рекомендаціям Фаренюк Я.В. зросла ефективність діяльності підприємства: знизився відтік клієнтів та підвищилась ефективність комунікації зі споживачами телекомунікаційних послуг через рекламні розсилки, що посприяло зниженню неефективних витрат та підвищенню доходів.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор



Братко А.В.



Товариство з обмеженою відповідальністю

«РАЗОМ КОМ'ЮНІКЕЙШНЗ»

03067, м. Київ, вул. Гарматна, будинок 4

Ідентифікаційний код 41172691

від 10.01.2023 № 10-01/1

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Фаренюк Яни Валеріївни
на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Довідка видана Фаренюк Яні Валеріївни, здобувачу кафедри економічної кібернетики економічного факультету Київського національного університету імені Тараса Шевченка, про те, що результати проведеної дисертаційної роботи знайшли своє відображення при розробці маркетингових стратегій для українських та міжнародних компаній, зокрема було застосовано розроблений концептуальний підхід до реалізації та впровадження Data Science технологій в маркетингову діяльність підприємства. Окрім того, було використано запропоновану структуру мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень на підприємстві, що базується на економіко-математичних моделях та методах машинного навчання.

Теоретичні та практичні розробки Фаренюк Я.В. забезпечили пошук та формування ефективних маркетингових рішень на основі поглибленої роботи з маркетинговими даними, що в кінцевому підсумку дало змогу оптимізувати маркетингові інвестиції та підвищити результативність комерційної діяльності бізнесу.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації.

Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор



Маткулов Арман

Товариство з обмеженою відповідальністю

«ЦИФРОВЕ ПАРТНЕРСТВО»

01033, м. Київ, вул. Володимирська, буд. 82Г, оф. 5

Ідентифікаційний код 42565624

від 15.02.2023 № 15-02/5

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Фаренюк Яни Валеріївни
на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Результати дисертаційної роботи Фаренюк Яни Валеріївни, яка представлена на здобуття наукового ступеня доктора філософії в області економіки (спеціальність 051 «Економіка») були використані компанією ТОВ «Цифрове партнерство» при плануванні маркетингової діяльності для українських та міжнародних підприємств та впровадженні інформаційної системи підтримки прийняття маркетингових рішень.

Вагомий внесок зробила запропонована архітектура мультиагентної системи підтримки прийняття маркетингових рішень на підприємстві, що базується на економіко-математичних моделях та методах машинного навчання, що дають змогу вирішити широкий спектр задач управління маркетинговою діяльністю та підвищення її ефективності при стратегічному та тактичному плануванні. Окрім того, розроблений концептуальний підхід до реалізації та впровадження Data Science технологій в маркетингову діяльність підприємства сприяв ефективному пошуку прихованих закономірностей в маркетингових даних та використанню Data Science технологій на регулярній основі.

Результати досліджень Фаренюк Я.В. забезпечили зростання ефективності діяльності компанії: підвищилась віддача від маркетингових інвестицій та зросли результати комерційної діяльності підприємства.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації. Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор



Кривенко Д.М.

Товариство з обмеженою відповідальністю

«МЕДІА АДВАЙЗЕР»

03151, місто Київ, вул. Новокодацька, буд. 22

ЕДРПОУ 44017815

від 03.03.2023 № 03-03/6

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи
на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 051 «Економіка»
здобувача кафедри економічної кібернетики економічного факультету
Київського національного університету імені Тараса Шевченка
Фаренюк Яни Валеріївни
на тему «Модельовання маркетингової діяльності підприємств
за допомогою Data Science технологій»

Результати дисертаційної роботи Фаренюк Я.В., яка представлена на здобуття наукового ступеня доктора філософії в області економіки (спеціальність 051 «Економіка») були використані компанією ТОВ «Медіа Адвайзер» при розробці стратегії маркетингової діяльності українського банку, зокрема застосовано розроблені економіко-математичні моделі прогнозування завантаженості колл-центру залежно від інструментів рекламної активності.

Завдяки теоретичним та практичним результатам та рекомендаціям Фаренюк Я.В., що висвітлені в результатах дослідження, вдалося досягти оптимізації рентабельності медіа-інвестицій та підвищити кількість проданих продуктів банків за фіксований рекламний бюджет. Окрім того, досягнуто операційну оптимізацію завантаженості колл-центру, за рахунок чого мінімізовано простій операторів та максимізовано кількість успішно прийнятих дзвінків.

Довідка видана для представлення у спеціалізовану Вчену раду за місцем захисту дисертації.

Довідка видана без фінансових та будь-яких інших зобов'язань перед автором.

Директор

Червюк О.Ю.





МІНІСТЕРСТВО ФІНАНСІВ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНА НАВЧАЛЬНО-НАУКОВА УСТАНОВА
«АКАДЕМІЯ ФІНАНСОВОГО УПРАВЛІННЯ»

бульв. Миколи Міхновського, 38, м. Київ, 01014, тел. (044) 277-51-00
E-mail: afukyiv@ukr.net, код ЄДРПОУ 35531764

29.05.2023 № 86025-07/260

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційного дослідження

Видана Фаренюк Яні Валеріївни про те, що матеріали її дисертаційної роботи, підготовленої на здобуття наукового ступеня доктора філософії (PhD) за спеціальністю 051 “Економіка” на тему «Моделювання маркетингової діяльності підприємств за допомогою Data Science технологій», мають наукову та практичну цінність, апробовані та були використані в роботі Науково-дослідного фінансового інституту ДННУ “Академія фінансового управління” в рамках пріоритетного напрямку науково-дослідних робіт щодо моделювання, прогнозування та інформаційно-аналітичного забезпечення системи фінансового управління в державному секторі економіки.

Зокрема, автором запропоновано ряд підходів до побудови та застосування скорингових моделей у банківському секторі, котрі за певних умов можуть бути впроваджені як елемент бізнес-моделей державних банків з метою виявлення та своєчасного запобігання ризиків їх кредитної діяльності, а також для обґрунтування заходів удосконалення інформаційної бази щодо реалізації концепції нефінансової звітності суб’єктів господарювання в Україні.

Директор Науково-дослідного
фінансового інституту Академії

Сергій ГАСАНОВ