



СТАЛА ЕКОНОМІКА

УДК 339.138:004.032.26]:005.521"403"

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.13121058>

Короткострокове багатовимірне прогнозування у цифровому маркетингу

Іванов Сергій Миколайович

д.е.н., доцент, професор кафедри економічної економіки, Запорізький національний університет, вул. Жуковського, 66, Запоріжжя, 69600, ORCID:<https://orcid.org/0000-0003-1086-0701>

Прийнято: 16.07.2024 | Опубліковано: 29.07.2024

***Анотація:** У статті наведено результати побудови методу і моделі короткострокового багатовимірного прогнозування на базі нейронної мережі, в якій за рахунок розробки процедури навчання, де в процесі навчання нейронної мережі формуються навчальна і цільова матриця даних, що забезпечує отримання результату прогнозу в режимі реального часу.*

В результатах проведеного аналізу досліджень і публікацій визначено розвиток сучасної економіки як у світі, так і в Україні. Визначені ключові напрями розвитку сучасної економіки, які включають висвітлення питань ефективного функціонування підприємств в умовах цифрової економіки. Визначено, що вирішення проблем застосування інтелектуальних інформаційних систем, конкурентоспроможності підприємств, створення систем аналізу організації моніторингу хмарних платформ пов'язано з застосуванням технологій цифрового маркетингу.

Підґрунтям для підвищення ефективності суб'єктів економічної діяльності стали наведені результати дослідження методів і моделей короткострокового прогнозування.



Систематизовані та наведені результати застосування технологій і моделей у маркетинговій аналітичній системі для роботи в режимі реального часу, що дозволило побудувати структурну модель маркетингової аналітичної системи. У запропонованій моделі використовуються бази даних, де обробка транзакцій здійснюється в режимі реального часу. Системи джерел даних надають інформацію для подальшої її обробки. Тому у запропонованій моделі забезпечується зберігання та обробку інформації в режимі реального часу із подальшою побудовою багатовимірних кубів даних OLAP.

На підставі отриманих даних побудовано метод і модель багатовимірного прогнозування, який включає три етапи. На першому етапі аналітичному аналізу показників і формування навчальної матриці з вибраних значень з історичних зрізів OLAP. На другому проводиться формування матриці цільових даних, що базуються на значеннях рівних поетапно збільшенню часового інтервалу, що визначає горизонт прогнозування. На наступному етапі проходить процес навчання нейронної мережі. В статті наведено результати короткострокового багатовимірного прогнозування, які показали точність отриманих результатів.

В роботі розглянуто вирішення проблеми короткострокового багатовимірного прогнозування нейронної мережі як інструменту підвищення швидкості і обробки даних при забезпеченні доступу до багатовимірних даних (OLAP). Запропоновано модель нейронної мережі для розв'язання задачі короткострокового багатовимірного прогнозування, яка використовує навчальні і цільову матриці. Матричні дані можуть бути побудовані різної розмірності з даних, які надають інформацію з OLAP.

Ключові слова: *цифрова економіка, нейронні мережі, багатовимірні дані, матриця навчання, матриці цільових даних.*

Short-term multidimensional forecasting in digital marketing



Ivanov Serhii Mykolaivych

Doctor of Economics, Associate Professor, Professor of the Department of Economic Economics, Zaporizhzhia National University, St. Zhukovsky, 66, Zaporizhzhia, 69600, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1086-0701>

Abstract: *The article presents the results of the construction of a method and model of short-term multidimensional forecasting based on a neural network, in which, due to the development of a learning procedure, in the process of learning a neural network, a training and target data matrix is formed, which provides the result of a forecast in real time.*

The results of the analysis of research and publications determined the development of the modern economy both in the world and in Ukraine. The key directions of the development of the modern economy are identified, which include highlighting the issues of the effective functioning of enterprises in the conditions of the digital economy. It was determined that the solution to the problems of the application of intelligent information systems, the competitiveness of enterprises, the creation of analysis systems for the organization of monitoring of cloud platforms is connected with the application of digital marketing technologies.

The results of the research of methods and models of short-term forecasting became the basis for increasing the efficiency of subjects of economic activity.

The results of the application of technologies and models in the marketing analytical system for real-time operation are systematized and presented, which made it possible to build a structural model of the marketing analytical system. The proposed model uses databases where transactions are processed in real time. Data source systems provide information for further processing. Therefore, the proposed model provides real-time storage and processing of information with subsequent construction of multidimensional OLAP data cubes.

Based on the obtained data, a method and model of multidimensional forecasting was built, which includes three stages. At the first stage, analytical analysis of indicators and formation of a training matrix from selected values from



historical OLAP slices. On the second, the matrix of target data is formed, based on values equal to the gradual increase of the time interval that determines the forecasting horizon. At the next stage, the learning process of the neural network takes place. The article presents the results of short-term multidimensional forecasting, which showed the accuracy of the obtained results.

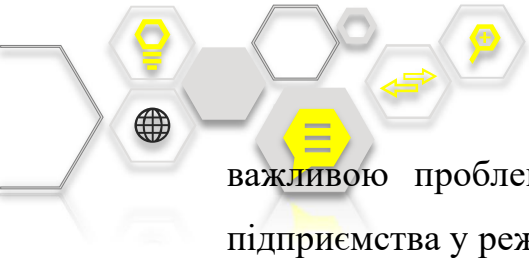
The paper considers the solution to the problem of short-term multidimensional forecasting of a neural network as a tool for increasing the speed and processing of data while providing access to multidimensional data (OLAP). A neural network model is proposed for solving the problem of short-term multidimensional forecasting, which uses training and target matrices. Matrix data can be constructed of different dimensions from data that provide information from OLAP.

Keywords: digital economy, neural networks, multidimensional data, learning matrix, target data matrices.

Постановка проблеми. Вирішення задачі підвищення ефективності управління суб'єктами економічної діяльності в сучасних економічних умовах є край важливою проблемою, що зумовлено появою цифрового маркетингу, де віртуальний світ об'єднаний з фізичним світом за допомогою інформаційних технологій. Тому сьогодні цифровий маркетинг визначається зміною характеру економічних відносин і широким застосуванням інформаційних насамперед Інтернет технологій (Хмарних технологій, Великих Даних, штучних нейронних мереж і нечітких множин та інші) для ведення бізнесу (B2B), автоматизацією обміну інформацією у виробничих технологіях.

Крім того, можливість отримання короткострокового багатовимірного прогнозування у реальному часі дасть можливість підвищити ефективність управління суб'єктом економічної діяльності.

Тому побудова методу і моделі короткострокового багатовимірного прогнозування збуту підприємства на основі нейронної мереж (НМ) є



важливою проблемою у маркетинговій аналітичній системі для роботи підприємства у режимі реального часу.

Побудова і зв'язок матриці навчання і матриці цілей дають можливість реалізації методів і моделей короткострокового багатовимірної прогнозування факторів з використанням штучних нейронних мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розвиток сучасної економіки як у світі, так і в Україні неможливий без ефективного функціонування суб'єктів господарської діяльності в умовах цифрової економіки. Кабінет міністрів України своїм Розпорядженням від 17 січня 2018 р. № 67-р схвалив «Концепцію розвитку цифрової економіки та суспільства України на 2018–2020 роки» [1]. У прийнятій Концепції визначено, що цифрова економіка реального сектору є однією зі складових зростання економіки України в цілому. Тому концепція спрямована на здійснення цифрової трансформації українських підприємств, малого та середнього бізнесу з використанням нових інформаційних, інформаційно-маркетингових систем та інших сучасних цифрових технологій.

Саме таке направлення досліджень відповідає сучасним вимогам до сучасної економіки, яка включає висвітлення питань ефективного функціонування підприємств в сучасних умовах. Тому сьогодні ключова роль відводиться саме таким технологіям як хмарні обчислювання; Великі Дані (Big Data); предикативна аналітика (Predictive Analytics – це клас методів аналізу даних, що спрямовані на прогнозування майбутньої поведінки об'єктів і суб'єктів господарської діяльності з метою прийняття оптимальних рішень); системи штучного інтелекту; інтелектуальна обробка даних та інші.

У своїй роботі [2] академік Національної академії наук України, доктор економічних наук, професор Чухно А. А. дослідив проблему визначення закономірностей розвитку суспільства та сформулював сутність інформаційного та цивілізаційного підходів. Це зумовило створення нових технологій, які дали початок постіндустріальній епосі (постіндустріальному суспільству).



У роботі Соловйова В. М. та інших [3] були розглянуті нові підходи щодо побудови інформаційних систем управління економічними об'єктами на основі інформаційних технологій. Оскільки економічна діяльність підприємств в сучасних економічних умовах характеризується розширенням зв'язків і цільових ринків авторами Павловим О. А. і Теленик С. Ф. [4] було присвячено побудові таких систем.

Дослідження сучасного стану, проблем і перспектив розвитку інформаційних систем в економіці було наведено в роботі Устенко С. В. [5]. Також автором розглянуто роль і місце інформаційних систем в умовах зародження нового економічного устрою, який висуває нові вимоги і до організації діяльності підприємств, виробничих систем, і до орієнтації на знання, інноваційний характер виробництва, віртуалізацію виробництва, динамізм, глобалізацію та інші.

Одне із завдань інформаційних систем у цифровій економіці є автоматизація процесів управління підприємства. Вирішенню цього завдання присвячена робота Войнаренка М. П. та Ємчук Л. В. [6]. У ній розглянута сутність і визначення технології управління в інформаційних системах. Обґрунтовано актуальність запровадження технології управління на основі сучасних інформаційних систем, що впливає на підвищення ефективності управлінської системи підприємства.

Цей підхід характеризується появою нових підходів і визначень для дослідження сутності яких присвячена робота Рєпіної І. М., Гончар А. В. [7]. Авторами було досліджено сучасний стан інформатизації підприємств України з точки зору маркетингового управління та застосуванням інтелектуальних технологій.

Постійні зміни цифрової економіки вимагає застосування нових методів та моделей для вирішення задач, що виникають при функціонуванні підприємств. Тому питання розвитку підприємств має особливе значення у цифровій економіці. Так, у роботі Рудніченко Є. М. та інших [8] дослідили



поняття «цифрова економіка», як економічну категорію, та складові цифровізації суспільства.

Одним із напрямів розвитку інтелектуальних інформаційних систем у цифровій економіці є розвитком Інтернет технологій у маркетингу та нові механізми для свого функціонування. Так у роботі Берко А. Ю., Висоцької В. А. та Пасічник В. В. [9] наведено результати дослідження з вирішення проблеми моделювання і проектування систем електронної контент-комерції.

Для побудови інформаційних інструментів підтримки управління в маркетингу необхідною умовою є підтримка конкурентоспроможності підприємства. Так автори Орлов О. О. та Гавенко М. С., в роботі [10] досліджували роль маркетингових досліджень у роздрібній торгівлі та основного джерела достовірної інформації про ринок. На основі досліджень авторами був розроблений процес формування системи оцінювання конкурентної позиції підприємства роздрібною торгівлі.

Створення систем аналізу організації моніторингу хмарних платформ в Інтернеті Галіциним В. К., Камінським О. Є., Галіцинаю О. В. у роботі [11] розглядають як процес визначення відповідності характеристик підприємств. Використання зазначених моделей ставить питання про підвищення ефективності управління суб'єктами господарської діяльності з використанням цифрових маркетингових систем.

Слід зазначити, що коло задач у цифровому маркетингу постійно змінюється. Так у роботі Нижника В. М., Шарко В. В. і Громової О. Є. [12] розглянуто вирішення прикладних задач маркетингу, де були досліджені завдання маркетингу та логістики промислового підприємства, на основі яких розроблено алгоритм формування маркетингово-логістичної служби промислового підприємства.

У роботі Швець С.М. [13] приведено дослідження методів і моделей короткострокового прогнозування у площині еволюції теоретичних підходів та економіко-математичного апарату, де автором запропоновано методичний підхід щодо побудови короткострокової моделі прогнозування.



Робота Круковця Д. і Верченко О. присвячена побудові моделі короткострокового прогнозування базової інфляції в Україні [14], де аналізується емпірична ефективність кількох альтернативних моделей прогнозування інфляції. Показано, можливість застосування ARMA-моделі, в якій узагальнено моделі часового ряду і моделі ковзного середнього.

Робота Іващенко Г. С., Понамарьова В. О. і Холєва В. О. [15] присвячена рішенням завдання прогнозування у процесі стратегічного планування та оперативного управління у різних сферах господарчої діяльності. Формою прогнозування є прогнозування часових рядів, при якому актуальною проблемою залишається вибір доцільного методу серед сучасних засобів, таких як штучні нейронні мережі. В роботі досліджено використання моделей багат шарових нейронних мереж (НМ). Але авторами не розглянуто можливість багатовимірного прогнозування.

Таким чином, проведений аналіз вказує на важливість розробки нових методів і моделей короткострокового багатовимірного прогнозування у режимі реального часу, що дасть можливість підвищити ефективність підприємств.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. На базі аналізу досліджень цифрового маркетингу, можна стверджувати, що питання оперативного та стратегічного прогнозування мають велике значення для досягнення конкурентних переваг торговельних підприємств. Разом з тим, розробці інструментарію багатовимірного прогнозування збуту підприємства на основі нейронних мереж, яка надає можливість для вдосконалення маркетингової аналітичної системи для роботи підприємства у режимі реального часу, приділено недостатньо уваги.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою роботи є побудова методу і моделі короткострокового багатовимірного прогнозування обсягів збуту підприємства на базі нейронної мережі, в якій за рахунок розробки процедури навчання на базі формування навчальної матриці та



матриці цільових даних забезпечується отримання прогнозу реалізації товарів підприємства в режимі реального часу.

Для досягнення мети побудовано: структурну модель маркетингової аналітичної системи; модель прогнозування збуту підприємства на основі НМ; метод багатовимірного прогнозування обсягів збуту підприємства; формування навчальної матриці і матриці цільових даних НМ.

Виклад основного матеріалу дослідження. Сьогодні кількість та обсяг інформаційних даних та їх динаміка у світі стрімко зростає. Тому, для зберігання інформації використовуються технології Великих Даних, що дозволяє підвищити швидкість передачі і обробки даних при забезпеченні великої ємності носіїв інформації. Крім того, ця технологія може покращити доступність хмарних додатків і сервісів даних. Отже, цифровий маркетинг формується навколо основних моделей електронної комерції великі масиви даних. Ці моделі (B2B, B2A, D2C, C2A і C2C) систем електронної комерції базуються на системах збору, зберігання та аналізу інформації в режимі реального часу для подальшого зберігання в історичних шарах даних (рис. 1).

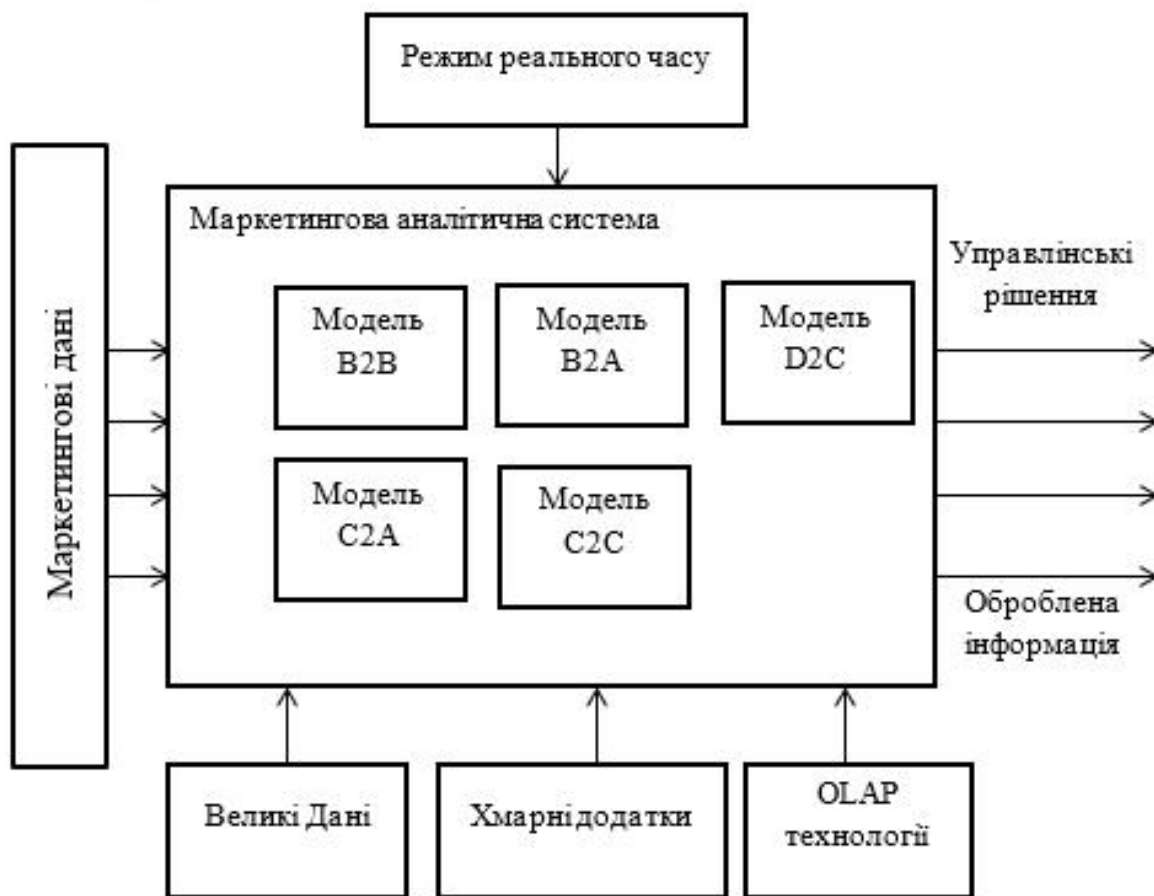
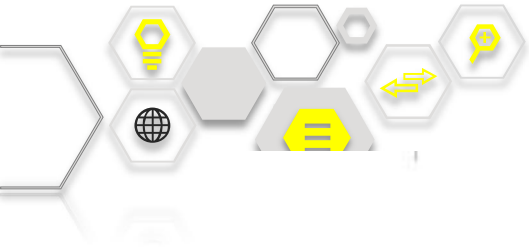


Рис. 1. Застосування технологій і моделей у маркетинговій аналітичній системі для роботи в режимі реального часу

Джерело: власна розробка автора

Для реалізації систем, що виконують маркетинговою аналітичною системою з використанням даних, застосовуються наступні системи ODS_i – операційне сховище даних, що використовується для аналітичних задач, як джерело даних підприємства, $OLTP_i$ – системи зберігання та обробки інформації в режимі реального часу, DM_i – підмножина сховища даних, що є масивом тематичної, спрямованої інформації

Застосування систем у маркетинговій аналітичній системі можна представити наступним чином (рис. 2).

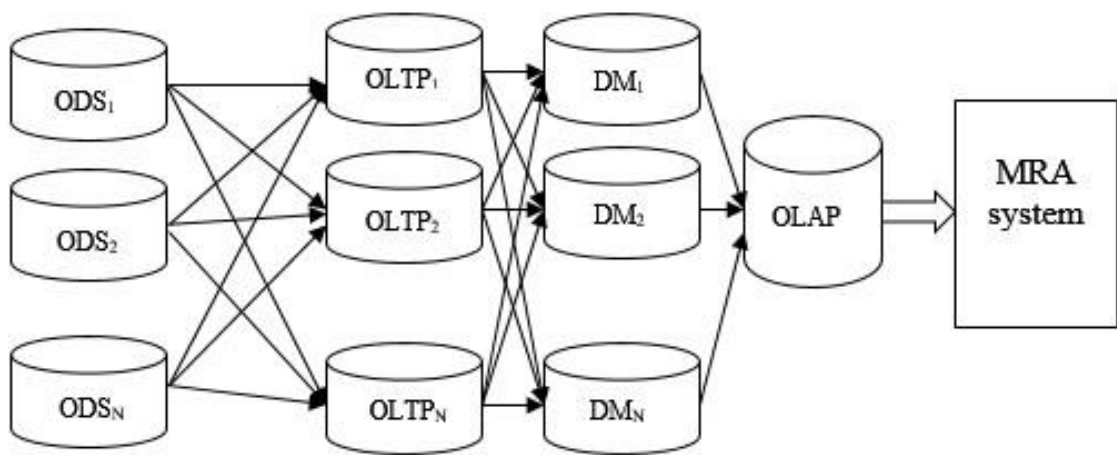


Рис. 2. Структурна модель маркетингової аналітичної системи

Джерело: власна розробка автора

У маркетинговій аналітичній системі використовується багато баз даних, де обробка транзакцій здійснюється в режимі реального часу. Тому онлайн-системи джерел даних (ODS) надають інформацію для обробки в OLTP.

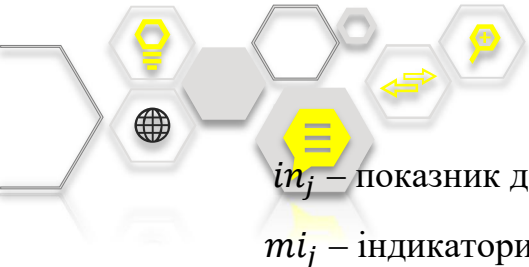
Системи OLTP забезпечують зберігання та обробку інформації в режимі реального часу. Оброблені дані в OLTP передаються в системи Data Mart із подальшою побудовою багатовимірних кубів даних OLAP.

Ці багатовимірні дані спрямовані на подання інформації в тематичних розділах про маркетингову інформацію та іншу інформацію з різних сфер економіки.

Дані, що надходять з ODS_N , передаються в $OLTP_N$, а вітрини даних переміщуються. $OLAP_N$ зберігає дані як багатовимірні шари мір і вимірів. Для прогнозування НМ до багатовимірних даних формується багатовимірний запит, що дозволяє отримати такий вхідний потік інформації (Inflow) – утворений даними з підсистем OLTP і DM_N :

$$I = \{p_j = (g_j, in_j, mi_j)\}, j = \overline{1, N}, \quad (1)$$

де g_j – добуток, що входить до аналізованих наборів N – об'єкт дослідження,



in_j – показник доходу j продукту,
 mi_j – індикатори товару j .

Набори даних із набору I , що зберігаються в OLAP і за запитом, дозволяють отримати і побудувати матрицю навчання для НМ. Цей запит та його завершення (транзакції) можна записати так:

$$T = \{in_j | in_N \in I\}. \quad (2)$$

Такі операції для торгових майданчиків в Інтернеті відповідають номенклатурі товарів, які купує споживач, і даним, що зберігаються в OLAP у вигляді багатовимірних кубів даних (OLAP).

У процесі вирішення задачі прогнозування НМ, формуються масиви даних її навчання. Методика прогнозування з використанням НМ формалізується через проблему розпізнавання образів. Дані про прогнозовані економічні показники товару за певний період часу формують образ, клас якого визначається значеннями прогнозованих показників.

У запропонованій методології розмірність багатовимірного масиву визначається і як інтервал прогнозування, і як кількість прогнозованих показників. Кожний наступний рядок масиву формується в результаті зсуву на один інтервал, що дорівнює інтервалу передбачення.

Нейронна мережа навчається на згенерованому навчальному масиві багатовимірних даних (індикаторів продукту) і відповідно коригує свої ваги. У результаті НМ навчається вирішувати задачу багатовимірного прогнозування для певного горизонту прогнозування. Слід зазначити, що використовуються два підходи до прогнозування: однокроковий і багатокроковий. Однокрокове прогнозування використовується для короткострокових прогнозів, а багатокрокове – для довгострокового.

Побудована модель прогнозування збуту на основі НМ представлена на рис. 3

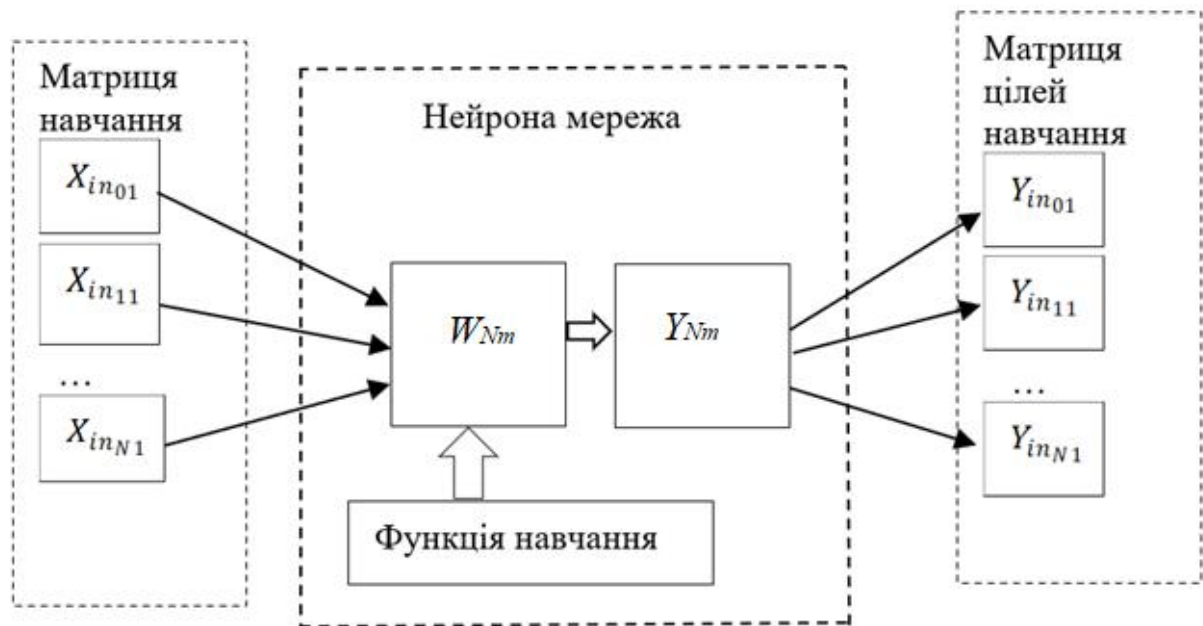


Рис. 3. Модель багатовимірного прогнозування збуту на основі НМ

Джерело: власна розробка автора

Процес навчання багатошарової НМ представляє послідовність у заданому інтервалі часу $[t_0, t_k]$, яка визначається показниками g_j, in_j, pr_j , де t_0 – початкове значення часу, t_k – поточне значення часу.

Для знаходження прогнозованих значень на інтервалі прогнозування Δ запропоновано метод, що включає три етапи (рис. 4).

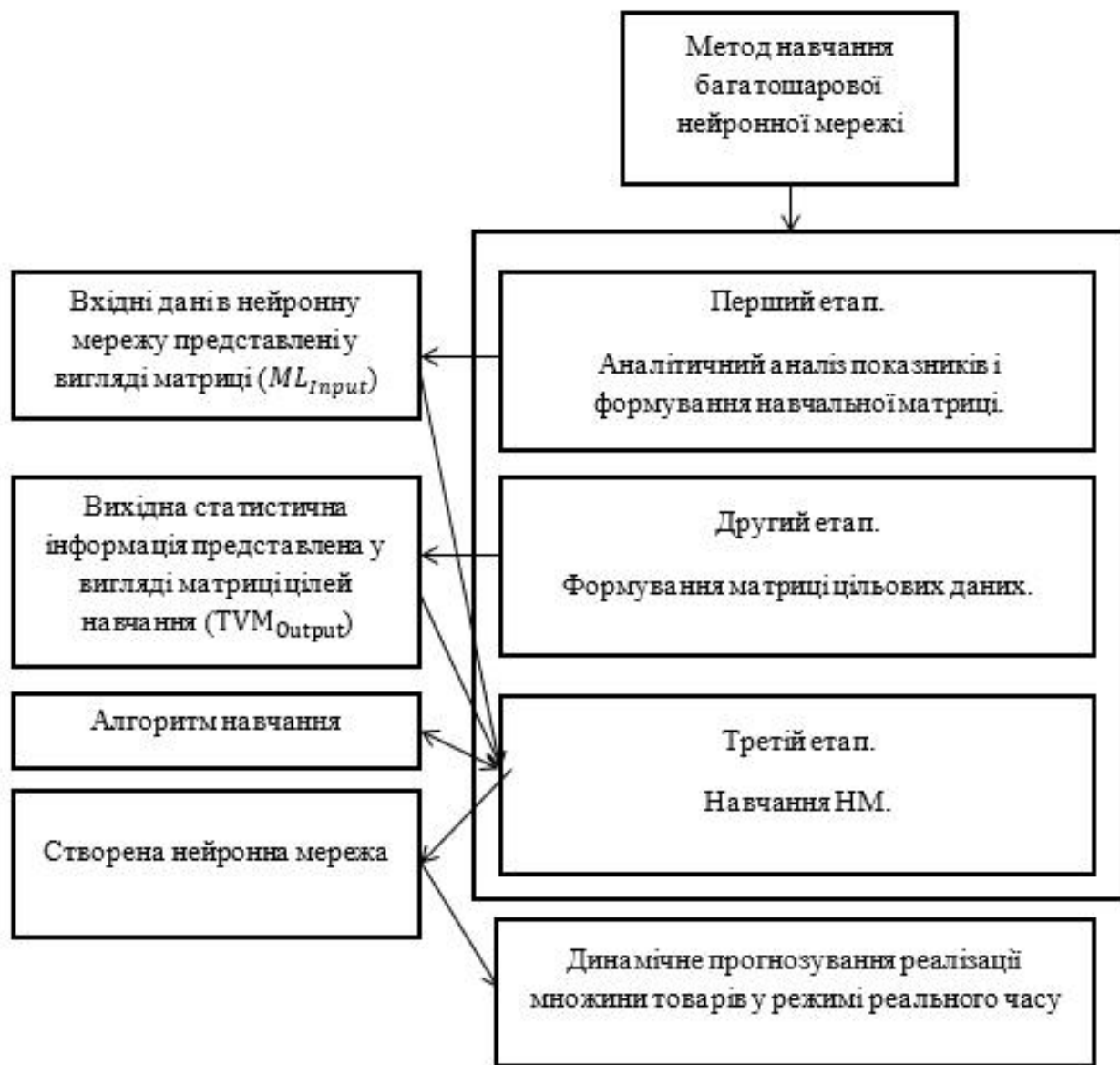
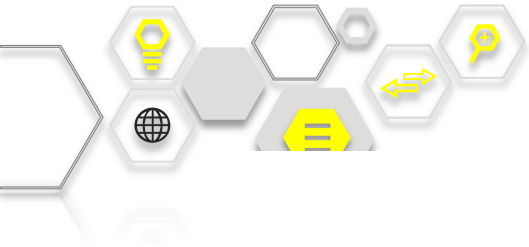


Рис. 4. Метод короткострокового багатовимірного прогнозування

Джерело: власна розробка автора

Перший етап. Аналітичний аналіз показників і формування навчальної матриці з вибраних значень з історичних зрізів багатовимірних баз даних (технологія OLAP).

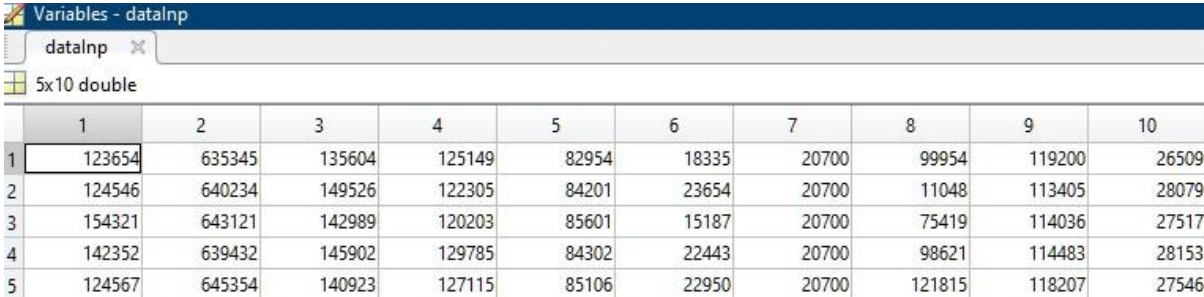
Матрицю навчання (ML – matrix learning) можна записати як вхідні дані для представлення в НМ:

$$ML_{input} = \begin{bmatrix} in_{01} = f_{01}(t_0) & in_{02} = f_{02}(t_0 + \Delta) \dots & in_{0m} = f_{0m}(t_0 + (m-1)\Delta) \\ in_{11} = f_{11}(t_0) & in_{12} = f_{12}(t_0 + \Delta) \dots & in_{1m} = f_{1m}(t_0 + (m-1)\Delta) \\ \dots & \dots & \dots \\ in_{N1} = f_{N1}(t_0) & in_{N2} = f_{N2}(t_0 + \Delta) \dots & in_{Nm} = f_{Nm}(t_0 + (m-1)\Delta) \end{bmatrix}, m = \overline{1, k}, \quad (3)$$

де Δ – горизонт (часовий інтервал) прогнозування.

Вхідні данні повинні мати стійкий зв'язок із збутовою діяльністю для формування точного прогнозу на основі навчання НМ. Серед таких даних можна виділити параметри збуту, які мають вплив на встановлення рівня збуту на підприємстві, або значення збуту за минулі періоди.

У даному дослідженні вхідні дані в НМ в Matlab представлені у вигляді матриці 5x10, яка представляє статичну інформацію про 10 товарів за п'ять днів тижня і має такий вигляд (рис. 5):



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	123654	635345	135604	125149	82954	18335	20700	99954	119200	26509
2	124546	640234	149526	122305	84201	23654	20700	11048	113405	28079
3	154321	643121	142989	120203	85601	15187	20700	75419	114036	27517
4	142352	639432	145902	129785	84302	22443	20700	98621	114483	28153
5	124567	645354	140923	127115	85106	22950	20700	121815	118207	27546

Рис. 5. Вигляд матриці «DataInp»

Джерело: власна розробка автора

Другий етап. Формування матриці цільових даних базується на значеннях рівних поступальному збільшенню часового інтервалу, що визначає горизонт прогнозування.

Ці значення являються вихідною статистичною інформацією для нейронного виходу, можуть бути представлені у вигляді матриці цілей навчання багатoshарової НМ (TVM_{Output}):

$$TVM_{Output} = \begin{bmatrix} in_{01} = f_{01}(t_0 + \Delta) & in_{02} = f_{02}(t_0 + (k + 1)\Delta) \cdots & in_{0m} = f_{0m}(t_0 + m\Delta) \\ in_{11} = f_{11}(t_0 + \Delta) & in_{12} = f_{12}(t_0 + (k + 1)\Delta) \cdots & in_{1m} = f_{1m}(t_0 + m\Delta) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ in_{N1} = f_{N1}(t_0 + \Delta) & in_{N2} = f_{N2}(t_0 + (k + 1)\Delta) \cdots & in_{Nm} = f_{Nm}(t_0 + m\Delta) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Цільові дані, які визначають вихідну статистичну інформацію в Matlab для нейронного виходу, представлені на рис. 6.



Variables - dataout										
dataInp x dataout x										
5x10 double										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	124546	640234	149526	122305	84201	23654	20700	11048	113405	28079
2	154321	643121	142989	120203	85601	15187	20700	75419	114036	27517
3	142352	639432	145902	129785	84302	22443	20700	98621	114483	28153
4	124567	645354	140923	127115	85106	22950	20700	121815	118207	27546
5	173876	647811	142989	121069	83241	23154	20650	97103	119905	27561

Рис. 6. Цільова вихідна матриця «DataOut»

Джерело: власна розробка автора

Третій етап. Навчання нейронної мережі. Цей процес полягає в тому, щоб зіставити кожному елементу ML_{Input} значення матриці TVM_{Output} , що відповідає відображенню в значенні елементів вагової матриці w_j :

$$w_j: ML_{Input} \rightarrow TVM_{Output} . \quad (5)$$

У процесі навчання НМ вирішується завдання мінімізації цільової функції. Навчання НМ є процес визначення значень коефіцієнтів ваги мережі на основі цільової вихідної матриці «DataOut», що утворюють навчальну множину TVM_{Output} для НМ з входами та N виходами. Слід зазначити, що час обчислень збільшується пропорційно до обсягу цільової вихідної матриці.

На основі вимог до алгоритму (швидкість роботи та точність навчання) для використання було обрано алгоритм Левенберга-Марквардта.

Вибір алгоритму, а також процес навчання НМ показаний на рис. 7.

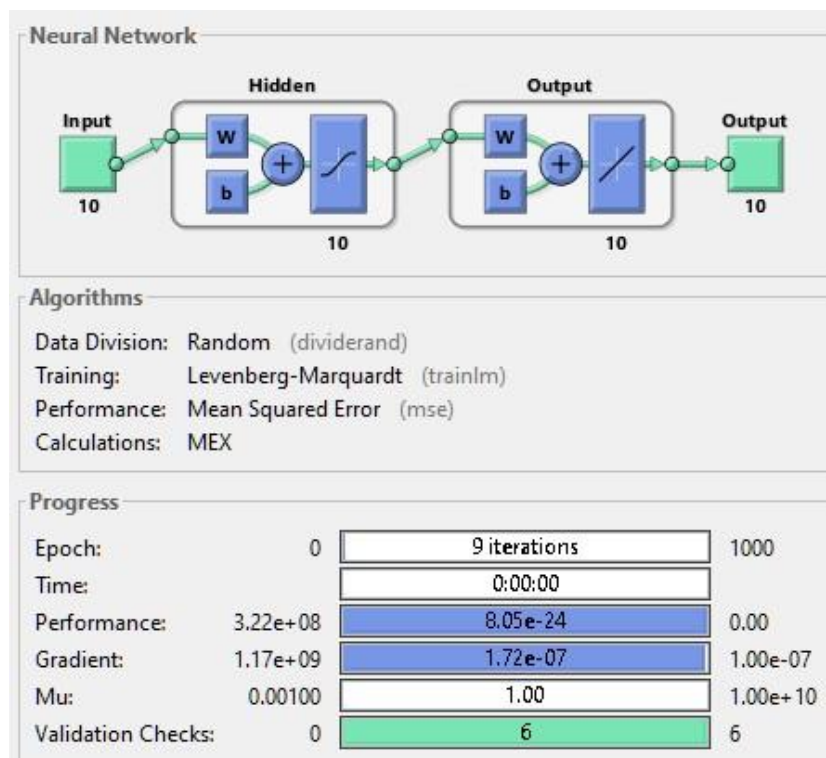


Рис. 7. Процес навчання нейронної мережі

Джерело: власна розробка автора

Отже, навчання НМ представлено в часі, а мережа налаштована відповідно до її похибки. Визначення кількості епох навчання НМ можна записати:

$$epochs = \left\lceil \frac{t_k - t_0}{\Delta} \right\rceil. \quad (6)$$

У процесі прогнозування НМ необхідно враховувати горизонт прогнозування. У системі Matlab реалізована функція `sim(net,[;])`, яка дозволяє подавати різноманітні входні значення та отримувати рішення на виході НМ. Отже, створена НМ буде численні прогнозні рішення, що дозволяє вирішувати збутову функцію маркетингу та розглядати динаміку реалізації множини товарів у режимі реального часу. При прогнозуванні НМ можна використовувати різну кількість майбутніх періодів, які буде охоплювати прогноз. Тобто, можна побудувати прогноз на сім діб уперед із

даними на кожну добу. У цьому випадку період – доба, а горизонт – сім діб. Результати прогнозу щодо реалізації 10 товарів наведені на рис. 8.

```
>> sim(net,[ 173876;647811;142989;121069;83241;23154;20650;97103;119905;27561])  
  
ans =  
  
1.0e+05 *  
|  
2.0724  
6.3957  
1.4526  
1.4247  
0.8347  
0.2607  
0.2067  
0.7470  
1.1261  
0.2859  
  
fx >> |
```

Рис. 8. Результат прогнозування з використанням НМ за реалізації 10 товарів

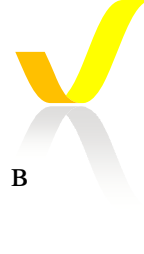
Джерело: власна розробка автора

Вибір періоду і горизонту прогнозування зазвичай визначається умовами прийняття рішень.

Визначення двох матриць навчання є однією з найскладніших частин прогнозування НМ. Щоб прогнозування було адекватним, горизонт прогнозування повинен бути не меншим за інтервал часу $[t_0, t_k]$ і відповідати необхідному для реалізації рішення. Тобто, прогнозування суттєво залежить від характеру рішення, яке приймається.

Висновки. В роботі розглянуто вирішення проблеми короткострокового багатовимірного прогнозування НМ з як інструменту підвищення швидкості і обробки даних при забезпеченні доступу до багатовимірних даних (OLAP). Запропоновано модель НМ для розв’язання задачі короткострокового багатовимірного прогнозування, яка використовує навчальні і цільову матриці. Матричні дані можуть бути побудовані різної розмірності з даних, які надають інформацію з OLAP.

Запропоновано використання НМ для короткострокового багатовимірного прогнозування, яка побудована в системі Matlab. Також



представлені процедури побудови та результати процесу навчання НМ в Matlab.

Багатовимірні дані та їх рівень деталізації мають важливе значення для вирішення задачі прогнозування.

Слід зазначити, що використання НМ у багатовимірному прогнозуванні може мати і недоліки. Так у процесі формування навчальних матриць, якщо у вихідній інформації відсутні дані або вони представлені в нечіткому вигляді (лінгвістична змінна, поява нового товару чи відсутність попиту на товар), то може виникати помилка. Цей недолік у вирішенні задачі прогнозування можна усунути, якщо використовувати системи з нечіткими множинами, що дозволить формалізувати нечіткі змінні.

Список використаних джерел

1. Про схвалення Концепції розвитку цифрової економіки та суспільства України на 2018-2020 роки та затвердження плану заходів щодо її реалізації : Розпорядження Кабінету міністрів України від 17.01.2018 р. № 67-р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/67-2018-p#Text>.
2. Чухно А. А. Твори : у 3 т. / НАН України. Київ. нац. ун-т ім. Т. Шевченка, Н.-д. фін. ін-т при М-ві фінансів України. Київ, 2006. Том 2 : Інформаційна постіндустріальна економіка: теорія і практика. 512 с.
3. Моделювання та інформаційні технології в економіці : монографія / за заг. ред. В. М. Соловйова. Черкаси : Брама-Україна, 2014. 458 с.
4. Павлов О. А., Теленик С. Ф. Інформаційні технології алгоритмізація в управлінні : монографія. Київ : Техніка, 2002. 344 с.
5. Інформаційні управляючі системи та технології : монографія / за заг. ред. докт. екон. наук, проф. С. В. Устенка. Київ : КНЕУ, 2019. 419 с.
6. Войнаренко М. П., Ємчук Л. В. Інформаційні системи як основа розвитку технологій управління. Бізнес Інформ. 2012. № 10. С. 70–73.
7. Репіна І. М., Гончар А. В. Інтелектуальний капітал у процесах діджиталізації підприємницької діяльності. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки. 2020. № 6. С. 63–68.



8. Цифрова економіка та її вплив на розвиток організацій / Є. М. Рудніченко та ін. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки. 2020. № 4, т. 1. С. 172–176.

9. Берко А. Ю., Висоцька В. А., Пасічник В. В. Системи електронної контент-комерції : монографія. Львів : Вид-во Львівської політехніки, 2009. 612 с.

10. Гавенко М. С., Орлов О. О. Маркетингові дослідження конкурентної позиції підприємств торгівлі. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки. 2019. № 5. С. 46–56.

11. Галіцин В. К., Камінський О. Є., Галіцина О. В. Системний аналіз організації моніторингу хмарних платформ. Моделювання та інформаційні системи в економіці : зб. наук. праць. Київ : КНЕУ, 2019. Вип. 98. С. 42–51.

12. Нижник В. М. Шарко В. В., Громова О. Є. Формування маркетингово-логістичної служби промислового підприємства. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки. 2021. № 5, т. 1. С. 12–16.

13. Швець С.М. Короткострокове прогнозування валової доданої вартості : монографія / С.М. Швець ; НАН України, ДУ «Ін-т екон. та прогноз. НАН України». – К., 2013. – 136 с.

14. Круковець Д., Верченко О. Короткострокове прогнозування базової інфляції в УКРАЇНІ: підхід із комбінованою ARMA-моделлю. Visnyk of the National Bank of Ukraine, 2019, No. 248. P. 12-22.

15. Іващенко Г. С., Понамарьов В. О., Холєв В. О. Короткострокове прогнозування нестационарних часових рядів з використанням моделей MLP та LSTM. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2023. Т. 1 (71). – С. 91-95.