

DOI 10.31558/2307-2318.2026.1.3

УДК 330.43:519.862

JELClassification: C22, C53

Данильчук О.М.

кандидат педагогічних наук, доцент, доцент кафедри прикладної математики та кібербезпеки

Донецький національний університет імені Василя Стуса

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5639-2670>o_danylchuk@donnu.edu.ua**Матвійчук Р.Д.**

вчитель фізики та інформатики

приватний заклад освіти «Вінницький ліцей «Амадея»

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ В УМОВАХ ДИНАМІЧНОЇ ЕКОНОМІКИ: ІНТЕГРАЦІЯ КЛАСИЧНИХ ТА AI-ПІДХОДІВ В ЕКОНОМІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

У статті досліджуються сучасні методи економічного прогнозування, їх класифікація, переваги та обмеження. Особливу увагу приділено застосуванню методів штучного інтелекту та машинного навчання у порівнянні з традиційними кількісними підходами. На прикладі даних про продажі на автозаправних станціях ТОВ «Євро Сمارт Пауер» (м. Вінниця) проведено практичне порівняння ефективності різних методів прогнозування: найвісного методу, ковзного середнього, експоненційного згладжування, трендового аналізу та інтелектуального прогнозування за допомогою програми Forecasting Pro. Результати дослідження показали, що гібридні підходи, що поєднують методи штучного інтелекту з класичними статистичними моделями, демонструють найвищу точність, особливо при наявності сезонних коливань та інших складних факторів. Стаття підкреслює важливість інтеграції кількісних та якісних методів для підвищення якості прогнозів у сучасних економічних умовах.

Ключові слова: методи; дослідження; економічне прогнозування; штучний інтелект; управлінські рішення; статистичні дані.

Рис. 6, Літ. 6

Danylchuk O.M.

PhD in Pedagogical, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Applied Mathematics and Cybersecurity

Vasyl' Stus Donetsk National University

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5639-2670>o_danylchuk@donnu.edu.ua**Matviychuk R.D.**

Physics and Computer Science Teacher

Private Educational Institution «Vinnytsia Lyceum «Amadea»

MATHEMATICAL FORECASTING METHODS IN A DYNAMIC ECONOMY: INTEGRATION OF CLASSICAL AND AI APPROACHES IN ECONOMIC RESEARCH

The article examines modern methods of economic forecasting, their classification, advantages and limitations. Particular attention is paid to the application of artificial intelligence and machine learning methods in comparison with traditional quantitative approaches. Using the example of sales data at gas stations of Euro Smart Power LLC (Vinnytsia), a practical comparison of the effectiveness of various forecasting methods was conducted: the naive method, moving average, exponential smoothing, trend analysis, and intelligent forecasting using the Forecasting Pro program. The results of the study showed that hybrid approaches that combine artificial intelligence methods with classical statistical models demonstrate the highest accuracy, especially in the presence of seasonal fluctuations and other complex factors. The article emphasizes the importance of integrating quantitative and qualitative methods to improve the quality of forecasts in modern economic conditions.

Keywords: methods; research; economic forecasting; artificial intelligence; management decisions; statistical data.

Fig. 6, Ref. 6

Вступ. Сучасна економіка є надзвичайно складною, динамічною та багатофакторною системою. Прийняття ефективних управлінських рішень як на макрорівні (державне регулювання), так і на мікрорівні (рівень окремої компанії) неможливе без глибокого аналізу тенденцій та побудови обґрунтованих прогнозів. Традиційні економетричні моделі довгий час були основним інструментом для економічного прогнозування. Однак, зростання обсягів даних та обчислювальних потужностей відкрило шлях для штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН). Саме тут на допомогу приходить потужний інструментарій математики, економетрики та методів штучного інтелекту. На сьогодні певні переваги ШІ такі як здатність аналізувати неструктуровані дані, моделювати складні нелінійні залежності та адаптуватися до швидких змін. Детально аналізуються конкретні архітектури, зокрема рекурентні нейронні мережі (RNN), згорткові нейронні мережі (CNN) та ансамблеві методи, та їх застосування для прогнозування ВВП, інфляції, курсів валют та фінансової стабільності.

Постановка проблеми. Економічне прогнозування завжди було наріжним каменем прийняття стратегічних рішень на рівні урядів, центральних банків та приватних корпорацій. Традиційно ця сфера базувалася на економетричних моделях, таких як VAR (векторна авторегресія), ARIMA (інтегроване ковзне середнє авторегресії) та DSGE (динамічні стохастичні моделі загальної рівноваги). Ці моделі, хоч і мають міцний теоретичний фундамент, часто оперують у рамках суттєвих обмежень: вони погано враховують нелінійні взаємозв'язки, потребують жорстких припущень щодо розподілу даних та мають обмежену здатність до роботи з великими множинами предикторів. Прогнозування економічних процесів перетворилося з мистецтва на науку, фундаментом якої є строгі математичні методи, що дозволяють формалізувати закономірності, кількісно оцінити взаємозв'язки між явищами та моделювати можливі сценарії майбутнього розвитку.

Популярними стають підходи комбінування чи агрегування прогнозів, отриманих з кількох різних методів. Наприклад на конкурсі M4 (конкурс Makridakis (також відомий як змагання M або M-змагання), що є серією відкритих змагань для оцінки та порівняння точності різних методів прогнозування часових рядів (організаторами є групи вчених під керівництвом дослідника прогнозів Спіроса Макрідакіса) найефективнішими були саме комбіновані методи [1].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Прогнозування не є новим розділом математики, а пройшло довгий шлях від часів первісних людей, які намагалися

«спрогнозувати» можливість дощу чи спеки до сьогодні, коли сучасні технології роблять процес прогнозування неймовірно ефективним.

Швидкий скачок у своєму розвитку цей розділ отримав завдяки статті вчених Яна Г. Де Гуера (Нідерланди) та Роба Джей Хайдмана (Австралія) «25 years of time series forecasting» (2006) («25 років прогнозування часових рядів»), де, як зрозуміло з назви, вони оглядають минулі 25 років, висвітлюють результати опубліковані в журналі «Journal of Forecasting 1982-1985» та «International Journal of Forecasting 1985-2006». Автори показують, в яких сферах було досягнути величезного прогресу завдяки прогнозуванню та розглядають можливі теми для подальшого розвитку [2]. Впродовж 18 років, що минули після виходу цієї роботи, швидкий темп розвитку прогнозування дозволив йому знайти місце у різних сферах та удосконалитися завдяки сучасним технологіям.

Серед інших науковців, що займалися дослідженнями у цій сфері, можна виділити: Норберта Вінера – американський математик та філософ, що вніс вагомий внесок у розвиток прогнозування та передбачення систем; Джордж Бокс – британський статистик, що є розробником ARIMA моделі; Клод Шеннон – американський математик та інженер, що сприяв розвитку прогнозування та сфері передачі інформації.

Вагомий внесок у розвиток теоретичних та прикладних засад регулювання та прогнозування зробили вітчизняні вчені Запоточний І. В., Захарченко В. І., Долішній М., Мошенець О., Сало І.В., Стеченко Д.М., Єпіфанов А.О., Фащевський М.І., Чумаченко М.Г. та ін.) [3].

Метою статті є розгляд математичних методів, що застосовуються в економічному прогнозуванні, їх класифікації, перевагам та обмеженням.

Виклад основного матеріалу. В основі кількісних методів, на відміну від якісних методів прогнозування, лежить точний розрахунок, який ґрунтується на використанні масиву статистичних даних. Вони застосовуються у випадках, коли закономірні тенденції у зміні, наприклад величини продажу, які були характерні для минулого періоду, залишаються такими і для прогнозованого періоду. Іншими словами, кількісні методи прогнозування доцільно використовувати при стабільності економічної ситуації як в минулих роках, так і в прогнозованому періоді. Це дозволяє екстраполювати тренд, який склався в минулому періоді, на наступні роки [4].

Важливою складовою прогнозування є оцінка ризиків та невизначеності, найчастіше при звітуванні про результати прогнозування надають й інформацію про ступінь невизначеності. Але в будь-якому випадку дані повинні бути актуальними, щоб прогноз був максимально точним. Бувають й випадки, коли дані, що використовуються для прогнозування необхідної змінної, теж є прогнозованими.

Саме прогнозування поділяється на різні види в залежності від сфери застосування та підходу до процесу. В залежності від сфери буває:

- економічне прогнозування – аналізує різні економічні показники (грошову масу, рівень інфляції, відсоткові ставки, тощо);
- технологічне прогнозування – передбачення темпу технологічного прогресу та інновацій;
- прогнозування попиту – передбачає майбутній попит на товари чи послуги компанії.

Кількісні методи прогнозування поділяються на Time-Series Models (часові ряди) та Associative Models (асоціативні моделі – часто їх називають причинно-наслідковими моделями). Розглянемо окремо різновиди кількісних методів прогнозування, як вони розраховуються та використовуються рис.1.

Усі математичні методи прогнозування можна умовно поділити на дві великі групи: кількісні (формальні) та якісні (інтуїтивні). Оскільки предметом нашого розгляду

є математичні методи, ми зосередимося на кількісних, однак важливо пам'ятати, що на практиці вони часто поєднуються з якісними експертними оцінками.

Методи прогнозування в свою чергу поділяються на (Рис.1.1):

- якісні методи – базуються на судженнях, думках, інтуїції, емоціях або особистому досвіді та є суб'єктивними за своєю природою. Вони не покладаються на жодні суворі математичні розрахунки.

Серед них виділяють наступні:

- Executive opinion (думка керівництва) – підхід, за якого група менеджерів збирається та спільно розробляє прогноз.
- Market Survey (маркетингові дослідження) – підхід, що використовує опитування, щоб проаналізувати вподобання клієнтів та оцінити попит на продукції чи послуги.
- Sales Force Composite (штат відділу продажів) – підхід, за якого кожен продавець оцінює продажі у своєму регіоні.
- Delphi Method (метод Делфі) – підхід, за якого група експертів досягає консенсусу щодо спільної думки.
- кількісні методи – базуються на математичних (кількісних) моделях і є об'єктивними за своєю природою. Вони значною мірою покладаються на математичні обчислення [5].

Можна виділити наступні (Рис. 1.2):

- 1) Time-Series Models (часові ряди) – дані моделі розглядають минулі моделі даних і намагаються передбачити майбутнє на основі наявної інформації.
- 2) Associative Models (асоціативні моделі – часто їх називають причинно-наслідковими моделями) – вони припускають, що прогнозована змінна пов'язана з іншими змінними в навколишньому середовищі та намагаються створити модель на основі цих асоціацій.

Кількісні методи, у свою чергу, поділяються на:

- *методи аналізу часових рядів*: спрямовані на виявлення внутрішніх закономірностей у динаміці показника (тренд, сезонність, циклічність) та екстраполяцію їх у майбутнє та вихідним даними є значення показника в минулі моменти часу;
- *каузальні (причинно-наслідкові) методи*: передбачають побудову моделей, що зв'язують прогнозований показник (залежну змінну) з одним або декількома факторами, що впливають на нього (незалежними змінними).

Методи аналізу часових рядів. Ця група методів є найпоширенішою для коротко- та середньострокового прогнозування, коли головною метою є продовження виявлених у минулому тенденцій. В свою чергу ми розглянемо наступні:

- *Експоненціальне згладжування*. Цей метод є удосконаленням методу ковзних середніх і широко використовується для прогнозування з урахуванням тренду та сезонності. Основна ідея полягає в тому, що більш recent спостереження мають більшу вагу при прогнозі, ніж більш давні. Найпростіша модель (модель Брауна) має наступний вигляд:

$$S_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)S_{t-1}$$

де:

S_t – згладжене значення ряду в момент часу t ;

Y_t – фактичне значення ряду в момент t ;

α – параметр згладжування ($0 \leq \alpha \leq 1$).

Прогноз на один крок вперед визначається як $Y_{t+1} = S_t$.

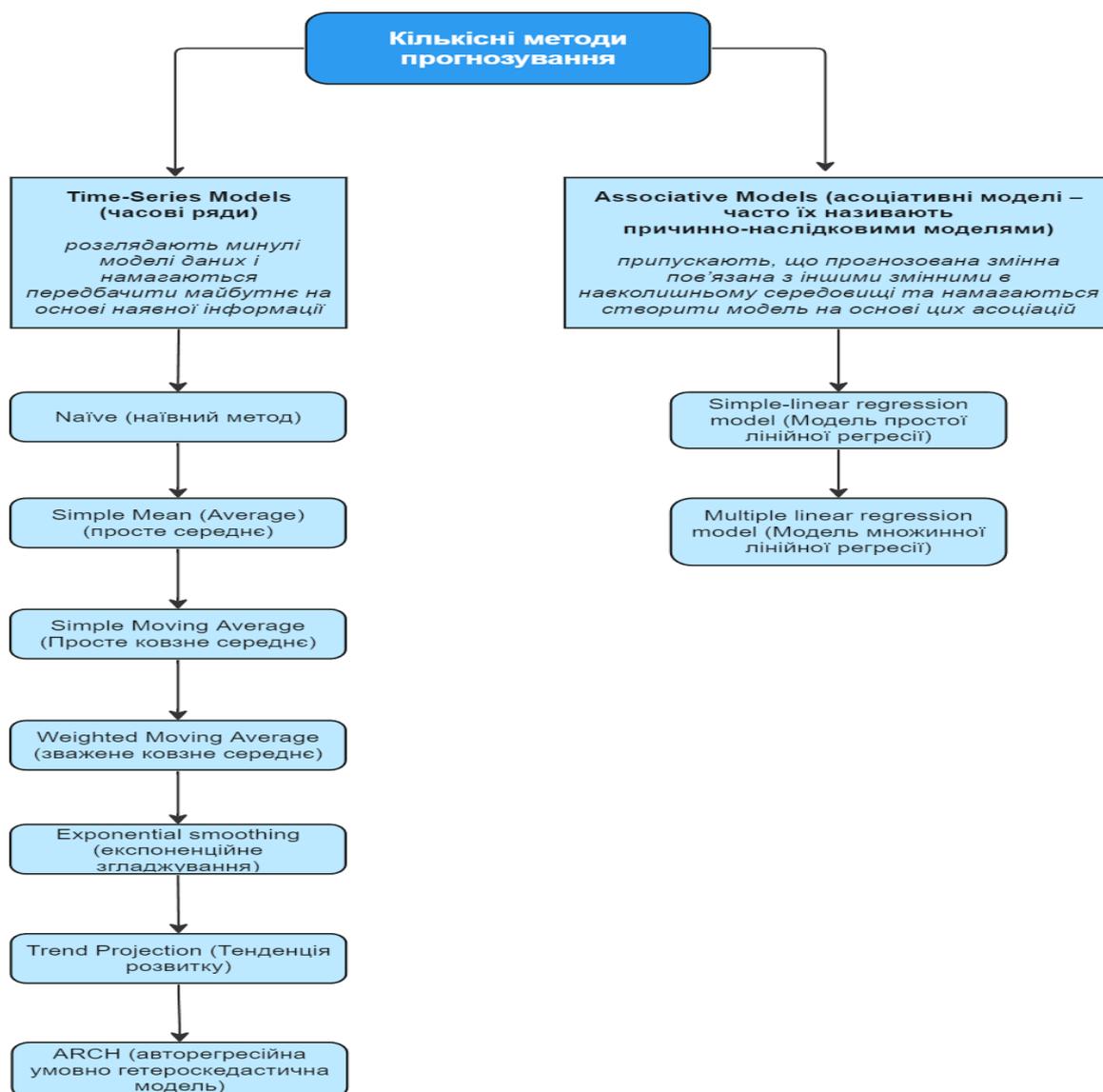


Рис. 1 - Схематичне представлення класифікації кількісних методів прогнозування

Існують більш складні моделі, такі як модель Холта (з урахуванням лінійного тренду) та модель Вінтерса (з урахуванням тренду та сезонності).

На сьогоднішній день, завдяки технологічному прогресу, існує багато нових методів для прогнозування. Їхня поява обумовлена необхідністю працювати та обробляти великі часові ряди даних, що є непростою задачею, оскільки спричиняє високу складність алгоритмів та високу обчислювальну вартість. Тому еволюція в даній сфері та поява нових підходів до прогнозування допомогла покращити роботу з даними у метеорології, енергетиці, фінансах, транспорті, тощо.

Особливо активно в останні роки поширюються підходи з використанням штучного інтелекту. Серед них можна виділити:

- 1) Agent-based models – потужний інструмент для роботи зі складними системами, коли обмежений доступ до даних, наявна невизначеність щодо втручання та обмежене розуміння динаміки досліджуваної змінної. Агентне моделювання розбиває систему на рівні та досліджує сукупний вплив індивідуальних змін на всю систему в цілому. Інакше кажучи, даний метод використовує підхід «знизу

вгору», щоб зрозуміти, як складність всієї системи вибудовується, починаючи з індивідуального рівня [4].

- 2) Machine learning algorithms (Алгоритми машинного навчання). При прогнозуванні в різних сферах починають використовувати алгоритми машинного навчання, а саме: дерева рішень, випадкові ліси, посилення градієнту, тощо. Такі методи дозволяють аналізувати складні набори даних та ідентифікувати закономірності, що можуть давати прогнози з більшою точністю. Також вони фіксують нелінійні процеси та залежності, але це потребує попередньої обробки даних та налаштування параметрів, щоб уникнути перенавчання («overfitting») [4].
- 3) Neural Networks (Нейронні мережі) – це математичне формулювання, натхненне роботою та функціонуванням біологічних нейронів. Вони характеризуються здатністю моделювати нестационарні, нелінійні, високо складні набори даних. Наразі нейронні мережі перебувають на передовій у більшості галузей науки.

Процес обробки інформації нейронними мережами відбувається наступним чином: вхідні «вузли» містять пояснювальні змінні, ці змінні «зважуються» зв'язками між входом та першими прихованими «вузлами» як зважена сума входів. У прихованих вузлах зазвичай існує нелінійна функція (наприклад, сигмоїда або ReLU), яка трансформує отриману інформацію. Цей процес повторюється, поки інформація не досягне вихідного рівня у вигляді прогнозу.

- 4) Clustering-based forecasting (Прогнозування на основі кластеризації). Надійність процесу прогнозування залежить в основному від характеристик цільової змінної. У випадки нелінійних і мінливих часових рядів, прогнозуюча модель може не врахувати всі особливі характеристики, що призведе до низької точності прогнозування.

Прогнозування на основі кластеризації – вид машинного навчання «без нагляду», мета якого підвищити ефективність, використовуючи інформацію про наявну схожість між даними. Цей метод поділяє інформацію на непересічні кластери з подібностями всередині одного кластеру та максимальною відмінністю між окремими кластерами, та будує прогнозуючу модель поверх кожного з кластерів.

- 5) Гібридні методи – поєднують два або більше методів прогнозування. Часто поєднання методів на основі штучного інтелекту разом зі статистичними методами показує високу точність прогнозування. Основна ідея полягає в тому, що, змішуючи різноманітні методи з унікальними функціями, усувати індивідуальні обмеження кожного з них за рахунок іншого. Таким чином покращується продуктивність та точність прогнозів.

Для дослідження кількісних методів, представлених в першому розділі, використали звіти про продажі за період з травня 2022 року по квітень 2023 на автозаправних станціях АЗС ТОВ «Євро Сمارт Пауер» (національна мережа АЗК «БРСМ-НАФТА») у місті Вінниця.

Прогнозування проводилося для загального товарообігу, кількості проданого фаст-фуду, напоїв (кава та чай), вина та омивачів. Даний перелік продукції є другим за пріоритетністю для цільової аудиторії АЗС (після власне пального). Також він дозволив проаналізувати, як методи прогнозування реагують на різкі зміни та сезонність, адже попит на частину продукції зростає влітку, а також дані показують зміну попиту на фоні повномасштабного вторгнення.

Для дослідження було використано такі методи прогнозування:

- Naïve (наївний метод);
- Simple Moving Average (Просте ковзне середнє);
- Weighted Moving Average (зважене ковзне середнє);
- Exponential smoothing (експоненційне згладжування);

- Trend Projection (Тенденція розвитку).

Також, використовуючи програму Forecasting Pro, показали можливість прогнозування за допомогою штучного інтелекту.

Щоб дослідити ефективність методів, проведено оцінку за допомогою:

- середньо квадратичного відхилення (MAD – Mean Absolute Deviation);
- середньої квадратичної помилки (MSE – Mean Square Error);
- середньої відсоткової помилки (MAPE – Mean Absolute Percentage Error).

Для візуалізації результатів використано побудову графіків в Excel та створено графіки за допомогою програми Forecasting Pro.

Наївний метод. Для цього методу значення досліджуваної змінної прийнято вважати рівним значенню, яке було в попередньому місяці. За перший місяць було взято травень 2022 року.

За допомогою цього методу зроблено прогноз на червень 2022 – квітень 2023 року для загального значення товарообігу, кількості проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів. Ефективність методу досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 1.).

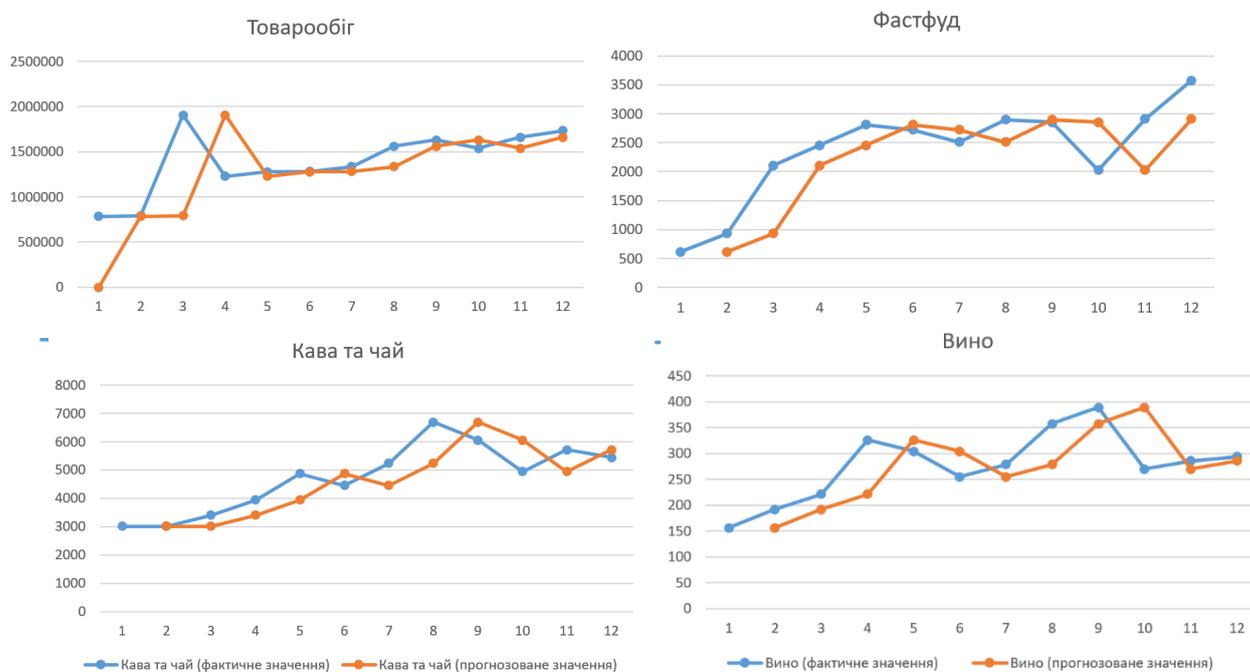


Рис. 1. – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

Метод ковзного середнього. Для цього методу ми враховуємо середнє арифметичне попередніх значень фіксованої кількості, тому необхідно мати попередні дані для дослідження. Отже, прогнозування почнемо з липня, а попередні два місяці (травень та червень) будуть використані для обчислення. Кожен наступний місяць обчислюватимемо як середнє арифметичне двох попередніх.

За допомогою цього методу зроблено прогноз на липень 2022 – квітень 2023 року для загального значення товарообігу, кількості проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів. Ефективність методу досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу

MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE.

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 2.).

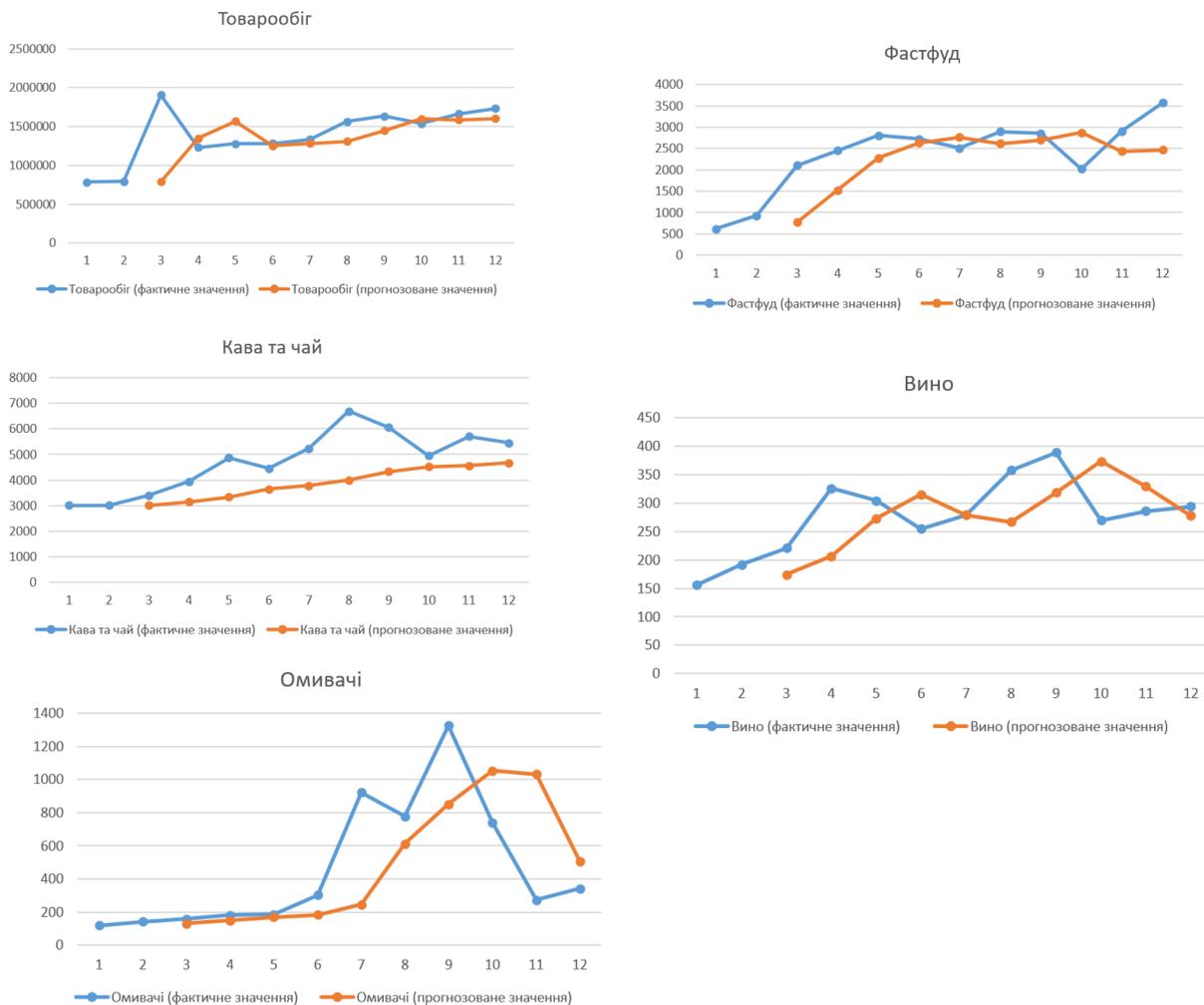


Рис. 2. – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

Метод зваженого середнього. Цей метод відрізняється від методу ковзного середнього тим, що значенням, які використовуються для знаходження середнього, надається вага, яка визначає їхню важливість та вплив на наступне значення. Ваги вибираємо лінійні та дотримуємося принципу, що останній місяць більш ваговий, ніж попередній.

Прогноз починаємо з серпня місяця, а прогноз на попередні місяці робимо за допомогою наївного методу. Для фактичних значень попередніх місяців надаємо ваги: 0,5 – останньому місяцю, 0,3 – передостанньому місяцю, 0,2 – перед передостанньому місяцю.

За допомогою цього методу зроблено прогноз на серпень 2022 – квітень 2023 року для загального значення товарообігу, кількості проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів. Ефективність методу досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE.

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 3.).

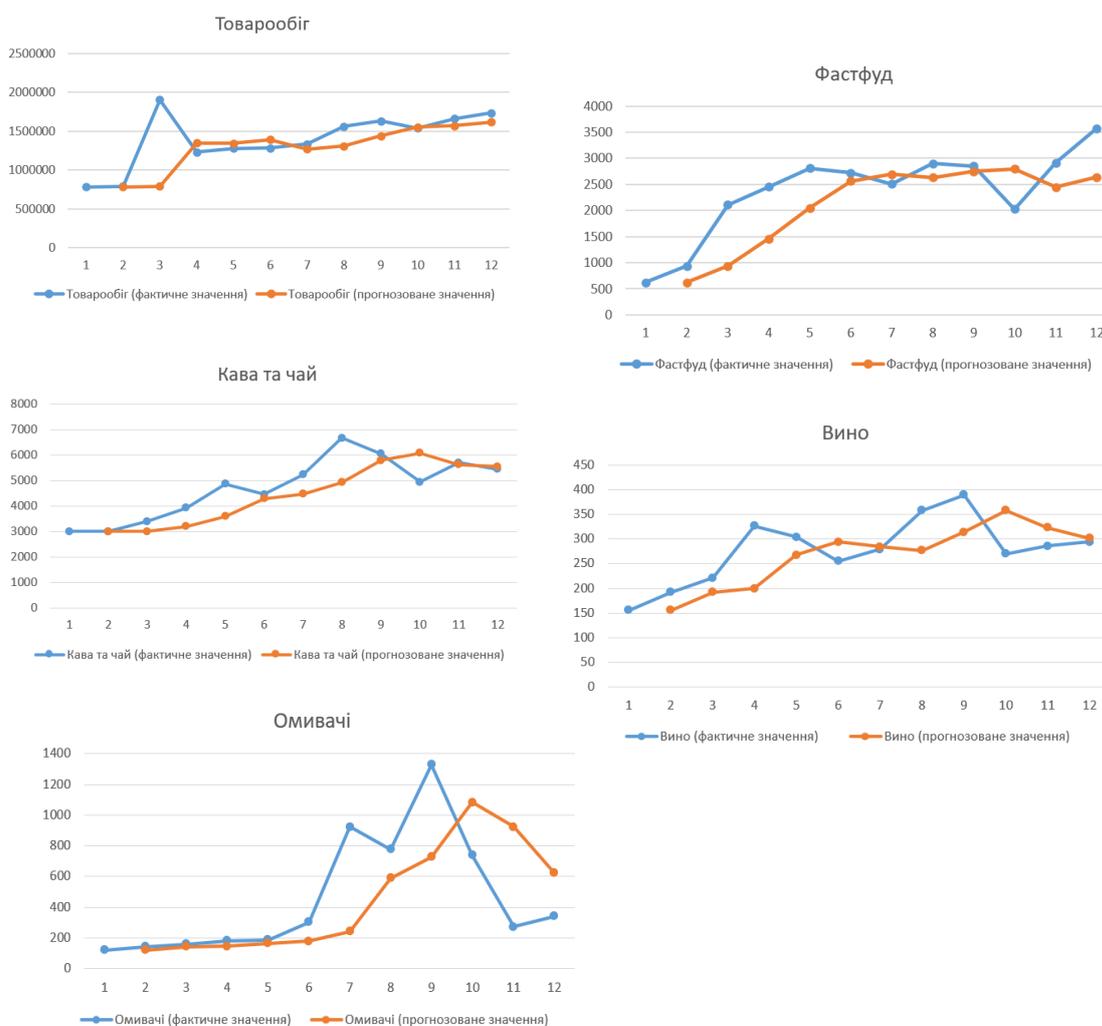


Рис. 3. – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

Метод експоненційного згладження. Цей метод особливий тим, що в кожній ітерації враховує всі попередні дані, але ступінь врахування зменшується за експоненційним законом. Його перевагою є відсутність необхідності в великому діапазоні початкових даних. Прогнозування починаємо з липня місяця, для кожної категорії прогнозування підбираємо коефіцієнт згладжування окремо.

За допомогою цього методу зроблено прогноз на серпень 2022 – квітень 2023 року для загального значення товарообігу, кількості проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів. Ефективність методу досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE.

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 4.).

Тенденція розвитку. Цей підхід використовує метод найменших квадратів для того, щоб наблизити пряму лінію до даних. Для його реалізації ми скористалися вбудованою функцією TREND в Microsoft Excel.

За допомогою цього методу зроблено прогноз на наступний рік для загального значення товарообігу, кількості проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів. Ефективність методу досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE.

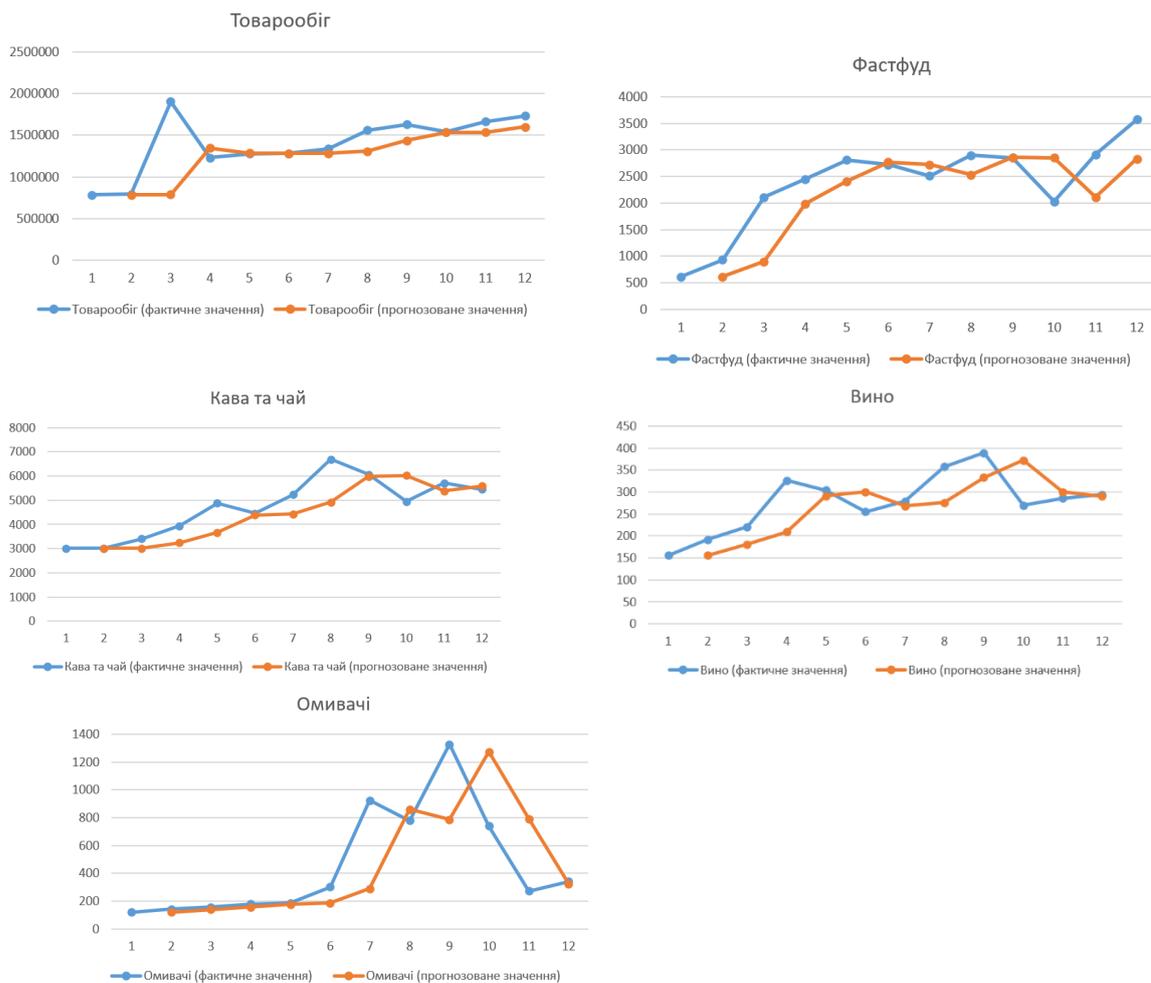


Рис. 4. – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 5.).

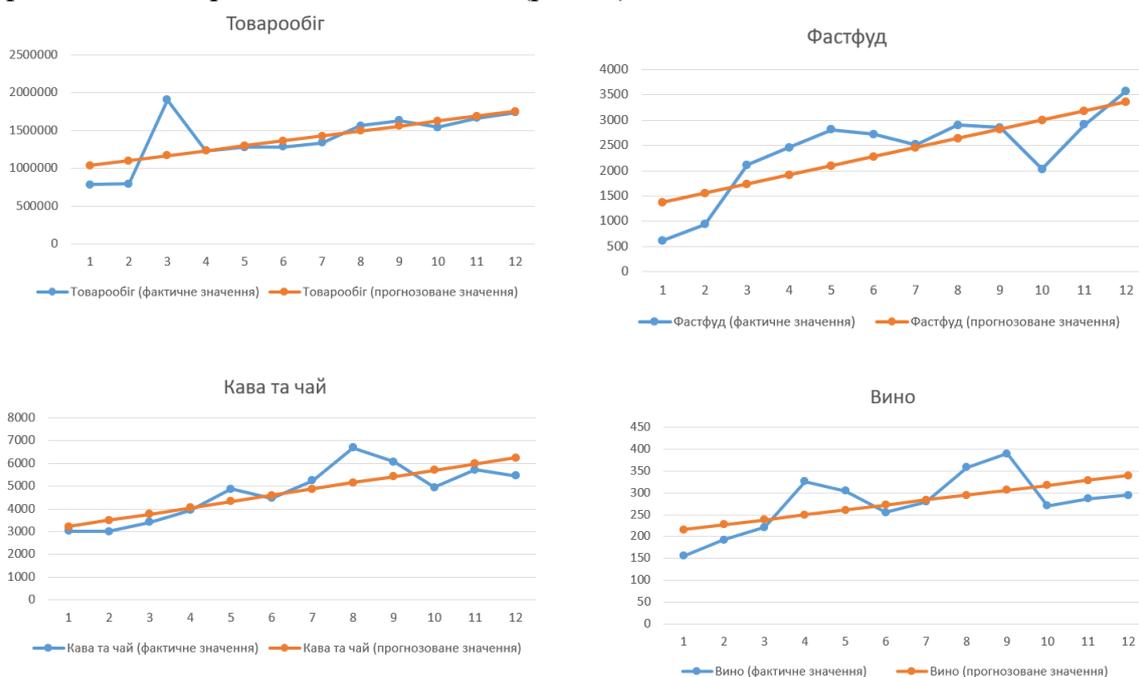




Рис. 5. – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

Також в даній роботі було використано програмне забезпечення Forecasting Pro американської компанії Business Forecast Systems, за допомогою якого створено прогноз на основі попиту 2021 – 2023 року на 2024–2025 рік. Дана програма використовує штучний інтелект (ШІ) та має в собі вбудовані інструменти для прогнозування за допомогою різних методів: від моделей [експоненційного згладжування](#), класичних кривих [тренда](#) (лінійний, квадратичний, експоненційне зростання) до моделей експоненційного згладжування, сезонних моделей експоненційного згладжування Вінтерса, адитивних та мультиплікативних [авторегресійних](#) моделей Бокса - Дженкінса, моделі Census X11 та інших.

Результати прогнозування для кожної з прогнозованих категорій представлено в таблиці та візуалізовано графіком (рис. 6.).



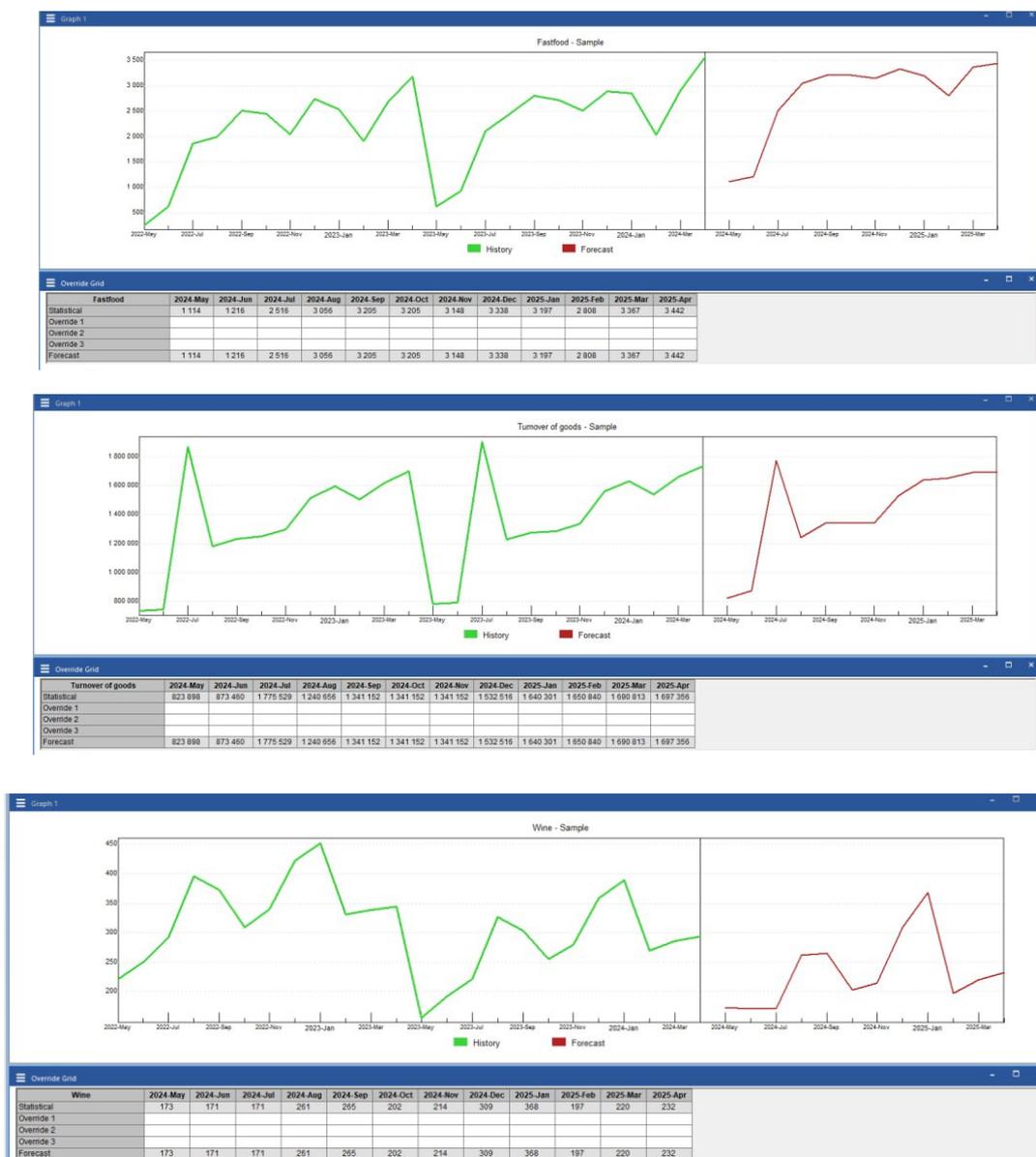


Рис. 6. – Результати прогнозування

Висновки. Отже, ми дослідили п'ять різних методів кількісного прогнозування та зробили прогноз за допомогою штучного інтелекту в програмі Forecasting Pro. В якості практичної бази були використанні дані про продажі на автозаправних станціях АЗС ТОВ «Євро Смарт Пауер» (національна мережа АЗК «БРСМ-НАФТА») у місті Вінниця, а саме: значення загального товарообігу, кількість проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів, що є ключовими товарами даної мережі (окрім пального).

Проведене дослідження показало ефективність різних кількісних методів прогнозування для оцінки майбутнього прибутку цих категорій.

Використання таких методів, як наївний метод, просте ковзне середнє, зважене ковзне середнє, експоненційне згладжування, тенденція розвитку, а також прогнозування за допомогою штучного інтелекту у програмі Forecasting Pro, дозволило оцінити їх ефективність у різних умовах.

Основні висновки дослідження:

Наївний метод є простим у реалізації, але взагалі не підходить для довгострокового прогнозування, оскільки його алгоритм не враховує сезонні та трендові фактори. Похибки в прогнозуванні були великими, особливо для категорії омивачів, попит на які має чітко виражену сезонність.

Метод простого ковзного середнього покращує точність прогнозу, проте також не враховує сезонність. Відхилення були схожі на результати наївного методу.

Метод зваженого середнього є поліпшеною версією попереднього методу і показує кращі результати завдяки врахуванню ваг попередніх даних, але також стикається з проблемами прогнозування сезонних товарів.

Метод експоненційного згладжування показав найкращі результати серед традиційних методів, враховуючи всі попередні дані з експоненційним зниженням ваги, проте не зміг ефективно прогнозувати сезонні коливання попиту на омивачів.

Метод тенденції розвитку є ефективним для прогнозування сталих тенденцій, але має обмежену точність при прогнозуванні сезонних товарів.

Прогнозування за допомогою штучного інтелекту у програмі Forecasting Pro виявилось найефективнішим методом, враховуючи сезонні коливання та інші складні фактори. Візуалізація даних показала, що цей метод найкраще відображає реальні тенденції попиту.

Тому аналіз ефективності даних методів дозволило зробити висновок, що прогнозування методами Trend Projection, а також за допомогою ШІ (штучного інтелекту) показує найкращі результати.

Варто зазначити, що в даній сфері важливим є також комбінування кількісного прогнозування з якісним, оскільки зростання чи спадання попиту може бути пов'язане з: сезонністю (влітку краще продаються напої, а восени та взимку зростає попит на омивачі), економічною стабільною ситуацією в країні, проведенням ремонтних робіт на автозаправних станціях та багатьма іншими аспектами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Competition - University of Nicosia. University of Nicosia - The largest university in Cyprus. URL: <https://www.unic.ac.cy/iff/research/forecasting/m-competitions/m4/>
2. De Gooijer J. G., Hyndman R. J. 25 years of time series forecasting. International Journal of Forecasting. 2006. Vol. 22, no. 3. P. 443–473. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.01.001>
3. Santra R. Introduction to ARIMA Model. Medium. URL: <https://medium.com/@ritusantra/introduction-to-arima-model-c8925103f4c7>
4. Дячун О.Д. Прогнозування продажу та його методи в системі управління підприємством. Сучасні соціально-економічні проблеми теорії та практики розвитку економічних систем : колективна монографія. Тернопіль : ФОП Осадца Ю.В., 2016. С. 129–150.
5. Sanders N. Forecasting Fundamentals. Business Expert Press, 2016.
6. Матвійчук Р.Д. Методи прогнозування при розробці управлінських рішень з використанням математичного апарату. Спеціальність 113 «Прикладна математика», освітня програма «Прикладна математика». Донецький національний університет імені Василя Стуса, Вінниця, 2024. 79 с.

REFERENCES

1. Competition - University of Nicosia. University of Nicosia - The largest university in Cyprus. URL: <https://www.unic.ac.cy/iff/research/forecasting/m-competitions/m4/>
2. De Gooijer J. G., Hyndman R. J. 25 years of time series forecasting. International Journal of Forecasting. 2006. Vol. 22, no. 3. P. 443–473. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.01.001>
3. Santra R. Introduction to ARIMA Model. Medium. URL: <https://medium.com/@ritusantra/introduction-to-arima-model-c8925103f4c7>
4. Dyachun O.D. Sales forecasting and its methods in the enterprise management system. Modern socio-economic problems of theory and practice of economic systems development: collective monograph. Ternopil: FOP Osadtsa Yu.V., 2016. pp. 129–150.
5. Sanders N. Forecasting Fundamentals. Business Expert Press, 2016.
6. Matviychuk R.D. Forecasting methods in the development of management decisions using mathematical apparatus. Specialty 113 "Applied Mathematics", educational program "Applied Mathematics". Vasyl Stus Donetsk National University, Vinnytsia, 2024. 79 p.

Стаття надійшла до редакції 23.12.2025

Стаття прийнята до друку після рецензування 09.01.2026