

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ВАСИЛЯ СТУСА

МАТВІЙЧУК РУСЛАНА ДМИТРІВНА (_____)

Допускається до захисту:
в.о. завідувача кафедри прикладної
математики та кібербезпеки,
д-р. філ. з матем. старший викладач
_____ Алла ЛУЦЕНКО
«___» _____ 2024 р.

**МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИ РОЗРОБЦІ УПРАВЛІНСЬКИХ
РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯ МАТЕМАТИЧНОГО АПАРАТУ**

Спеціальність 113 Прикладна математика

Кваліфікаційна (бакалаврська) робота

Керівник:

Оксана ДАНИЛЬЧУК, доцент кафедри
прикладної математики та кібербезпеки,
к. пед. наук, доцент _____
(підпис)

Оцінка ____/____/_____
(бали за шкалою ЄКТС/ національною шкалою)

Голова ЕК: _____
(підпис)

Вінниця – 2024

АНОТАЦІЯ

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.

У кваліфікаційній (бакалаврській) роботі представлені методи прогнозування, їх порівняльна характеристика із застосуванням на конкретному прикладі, а саме автозаправних станціях АЗС ТОВ «Євро Сمارт Пауер» (національна мережа АЗК «БРСМ-НАФТА»). У роботі був проведений аналіз даних методів та використання штучного інтелекту.

Ключові слова: попит, конкурентно спроможній, прогнозування, штучний інтелект, показники ефективності.

79 с., 11 табл., 8 рис., 9 дод., 37 джерела.

Рис. 8. Таблиць 11. Бібліограф.: 37 найм.

ABSTRACT

Matviychuk R.D. Methods of forecasting in the development of management decisions using mathematical apparatus. Specialty 113 «Applied Mathematics», educational program "Applied Mathematics". Vasyl' Stus Donetsk National University, Vinnytsia, 2024.

The qualification (bachelor's) work presents forecasting methods, their comparative characteristics with application to a specific example, namely gas stations of Euro Smart Power LLC (national network of BRSM-NAFTA gas stations). In the work, an analysis of these methods and the use of artificial intelligence was carried out.

Keywords: demand, competitive, forecasting, artificial intelligence, performance indicators.

79 pp., 11 table., 8 fig., 9 applications, 37 items

Fig. 8. Table 11. Bibliography: 37 items

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1 МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИ РОЗРОБЦІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ.....	6
1.1 Історія, суть прогнозування та його різновиди.....	6
1.2 Кількісні методи прогнозування.....	10
1.3 Огляд сучасних методів прогнозування.....	21
1.4 Показники ефективності методів прогнозування.....	23
Висновки до першого розділу.....	30
РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ДАНИХ ПРО ПРОДАЖ.....	32
2.1 Використання кількісних методів для прогнозування майбутнього попиту.....	32
2.2 Аналіз результатів на основі показників ефективності кількісних методів прогнозування з урахуванням якісного аналізу.....	42
Висновки до другого розділу.....	44
ВИСНОВКИ.....	46
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	49
ДОДАТКИ.....	52

ВСТУП

Актуальність. У даній роботі ми розглядаємо методи прогнозування при розробці управлінських рішень та прикладний аспект математики, а саме розділ – математичне прогнозування. Оскільки, серед більшості людей побутує думка, що математика – вузька наука, яка необхідна лише у певних сферах, то впровадження різноманітних технологій, які оптимізують роботу, є справою саме математиків та людей дотичних до цієї науки.

Сфер, які співпрацюють з математикою багато, але неочевидним є те, що вона важлива й в управлінській сфері. Під час керування певним проєктом, відділом, компанією тощо доводиться стикатися з процесом прийняття рішень, який впливає на процес та результат роботи. Тому менеджер повинен розумітися на математичній складовій питання, знати, як вирішити ту, чи іншу проблему. Поєднання навичок управління та математичних методів дозволить оптимізувати роботу компанії.

Спираючись на вищезазначені факти, наша робота дозволяє поєднати управлінські та математичні методи, покращити процес прогнозування та прийняття рішень, а також дасть інструменти, які дозволять менеджерам легко та ефективно працювати з даними.

Основне завдання. Показати простоту та доцільність використання математичного апарату в розробці управлінських рішень, проаналізувати наявні математичні методи прогнозування, щоб обрати найефективніші.

Метою кваліфікаційної (бакалаврської) роботи є вивчення питання прогнозування, знаходження їх проблематики, оцінці ефективності методів та знаходженні шляхів та їх покращення.

Для досягнення даної цілі нам необхідно розглянути та розв’язати наступні **завдання дослідження:**

- ознайомитися з основними поняттями «математичне прогнозування», «методи математичного прогнозування» та проаналізувати способи оцінки методів прогнозування;

- дослідити різні методи прогнозування, використовуючи дані про продажі за 2022-2023 роки на автозаправних станціях АЗС ТОВ «Євро Сمارт Пауер» (національна мережа АЗК «БРСМ-НАФТА») у місті Вінниці, зробити аналіз ефективності методів;
- проаналізувати додаткові аспекти важливі при розробці управлінських рішень та на основі проведеного дослідження представити, який із методів найбільш ефективний.

Об'єктом дослідження є діагностика даних про продажі з використанням різних методів прогнозування.

Предметом дослідження є методи прогнозування даних про продажі.

В якості **теоретичної бази** дослідження використано наукові публікації, статті та дослідження на тему прогнозування та менеджменту. Основою **практичної бази** стали звіти продажів АЗС ТОВ «Євро Смарт Пауер» (національна мережа АЗК «БРСМ-НАФТА») за 2022-2023 роки у місті Вінниці.

У ході **апробації** матеріалів роботи, результати даного дослідження були представлені

1. Modernization of today's science: experience and trends: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the III International Scientific and Theoretical Conference, February 24, 2023. Singapore, Republic of Singapore: European Scientific Platform. P. 29-35.
2. Scientific review of the actual events, achievements and problems: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference, May 31, 2024. Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. P. 20-23.

Участь у цих конференціях сприяла обговоренню результатів дослідження, обміну науковими думками та отриманню важливих пропозицій щодо подальшого розвитку даної теми.

Структура роботи: дана робота складається з вступу, двох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

РОЗДІЛ 1 МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИ РОЗРОБЦІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

1.1 Історія, суть прогнозування та його різновиди

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 Гуєра (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 минувші 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., Чумаченько М.Г. та ін.) [12].

Вплив технічного прогресу в останні десятиліття є вирішальним, адже швидкий розвиток обчислювальної техніки дозволив аналізувати більші та

складніші набори даних і стимулював інтерес до аналітики та науки про дані. У результаті набір методів для прогнозування збільшився в розмірі та витонченості. Комп'ютерні науки є лідерами завдяки таким методам, як нейронні мережі та інші типи машинного навчання, які привертають велику увагу прогнозистів і осіб, які приймають рішення. Інші методи, у тому числі статистичні методи, такі як байєсівське прогнозування та складні регресійні моделі, також скористалися досягненнями в обчислювальній техніці [3].

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 [4].

Тоді було розроблено багато моделей для прогнозування кількості смертей через COVID-19, і об'єднання прогнозів справді мало сенс, оскільки важко визначити, який із усіх результатів буде найточнішим. Це узгоджується і з ідеями Байєса, адже такий процес можна вважати оновленням, коли кожен окремий прогноз додається до об'єднаного прогнозу (також називається ансамблем) та вносить уточнюючу інформацію.

Незважаючи на зацікавлення новими підходами до прогнозування, класичні методи не втрачають своєї актуальності (їх розглянемо нижче).

Отож, історія прогнозування є настільки великою та зачіпає багато різних сфер, що важко описати це все в одній роботі. Тому в практичній частині зосередимося на методах та підходах, що будуть корисними саме в управлінській сфері.

Перейдемо до самого поняття прогнозування, його особливостей та видів.

Прогнозування – це процес розробки прогнозів на основі минулих і поточних даних і, як правило, аналізуючи тенденції. Класичним прикладом може бути оцінка деякої змінної, що цікавить нас, в певній даті в майбутньому.

Прогноз – подібний, але більш загальний термін. Обидва можуть стосуватися формальних статистичних методів, що використовують часові ряди, перехресні або поздовжні дані, або альтернативно менш формальних методів оцінки. Використання може відрізнятися залежно від сфери застосування: наприклад, у гідрології терміни «прогноз» і «прогнозування» означають оцінку значень у певний конкретний майбутній час, тоді як термін «передбачення» використовується для більш загальних оцінок, таких як скільки разів відбудуватимуться повені протягом тривалого періоду [1].

Важливою складовою прогнозування є оцінка ризиків та невизначеності, найчастіше при звітуванні про результати прогнозування надають й інформацію про ступінь невизначеності (детальніше в пункті 1.4). 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 (саме приклад прогнозування попиту буде розглянутий у практичній частині).

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:

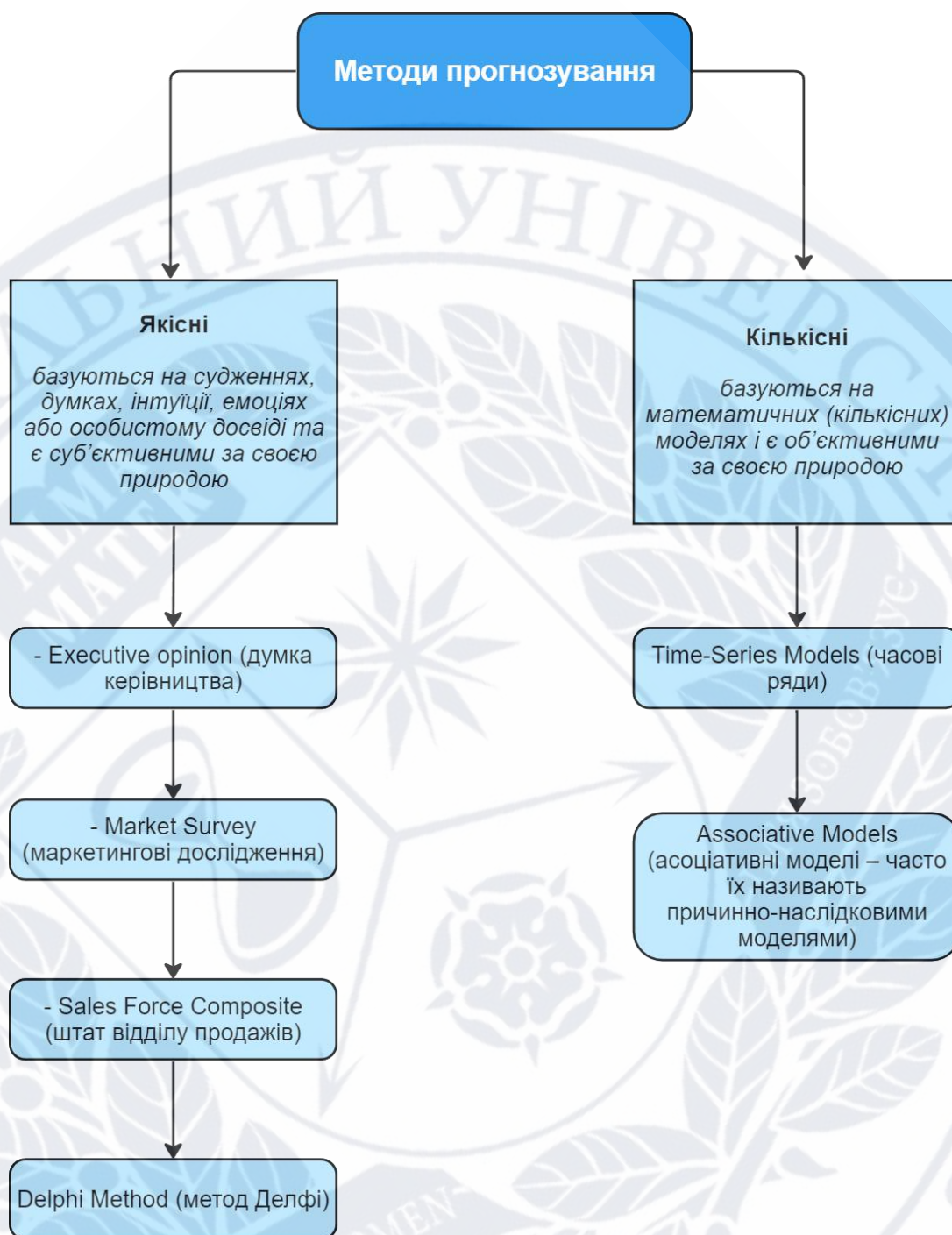


Рис. 1.1 - Схематичне представлення класифікації методів прогнозування

- 1) Executive opinion (думка керівництва) – підхід, за якого група менеджерів збирається та спільно розробляє прогноз.
- 2) Market Survey (маркетингові дослідження) – підхід, що використовує опитування, щоб проаналізувати вподобання клієнтів та оцінити попит на продукції чи послуги.
- 3) Sales Force Composite (штат відділу продажів) – підхід, за якого кожен продавець оцінює продажі у своєму регіоні.

4) 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].

Серед них виділяють 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.

1.2 Кількісні методи прогнозування

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 [6].

Як зазначено у пункті 1.1. даної кваліфікаційної (бакалаврської) роботи, кількісні методи прогнозування поділяються на Time-Series Models (часові ряди) та Associative Models (асоціативні моделі – часто їх називають причинно-наслідковими моделями). Тому в подальшому розглянемо окремо різновиди кількісних методів прогнозування, як вони розраховуються та використовуються.

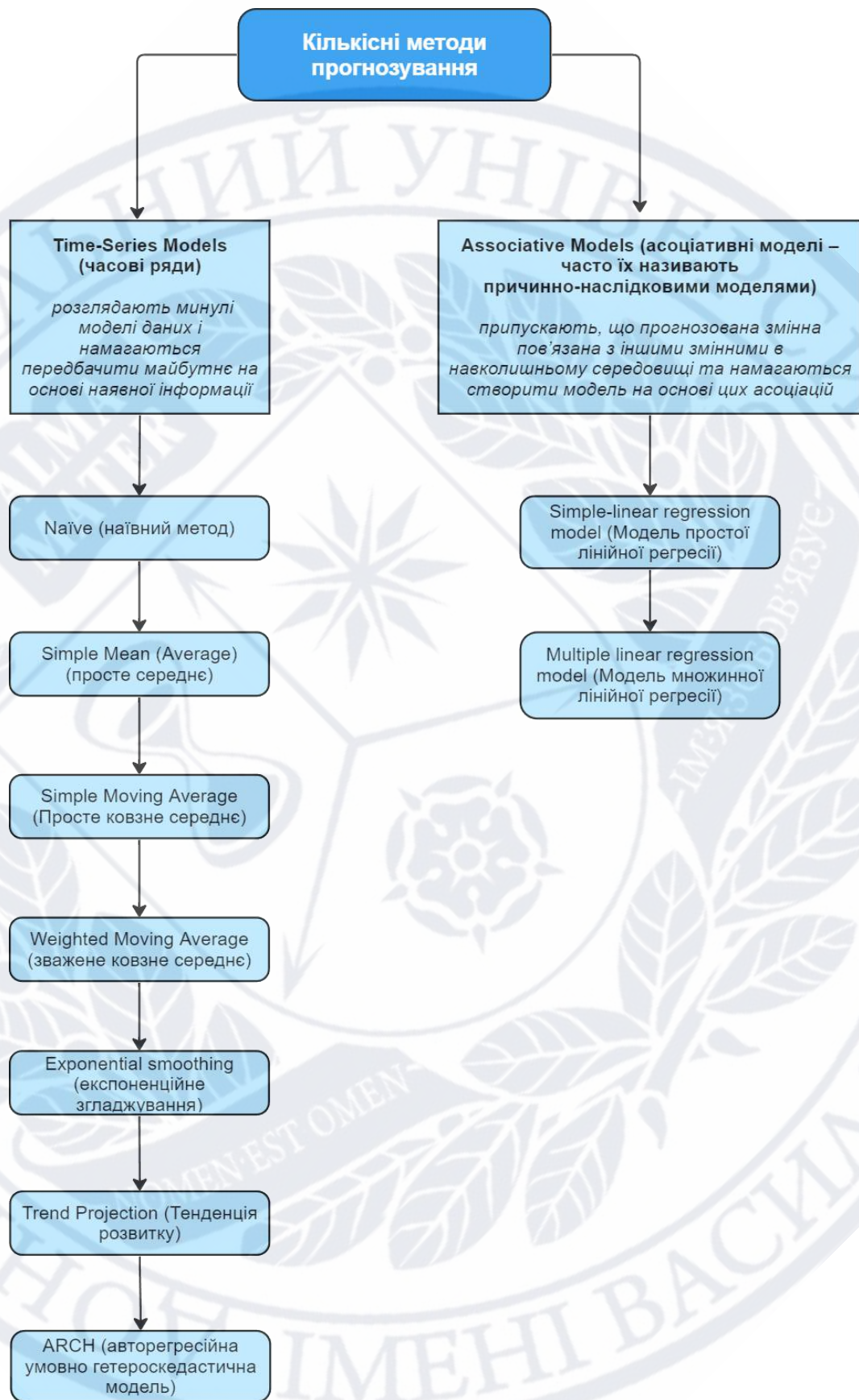


Рис. 1.2 - Схематичне представлення класифікації кількісних методів прогнозування

Отож, серед методів часових рядів можна виокремити такі:

- 1) Naïve (наївний метод) – це метод, що використовує фактичне значення останнього періоду як прогноз. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівне фактичному значенню за минулий період A_t .
- 2) Для того, щоб проілюструвати цей метод, вважатимемо, що кожного року (починаючи з другого) прогноз на цей рік буде такий самий, як фактичне значення за попередній. У додатках представлена таблиця прогнозу для 7 років (таблиця 1.1).

Таблиця 1.1 – Приклад прогнозування за допомогою наївного методу

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	-	Не було попередніх даних про попит, на основі яких можна було б зробити прогноз для першого періоду.
2	365	310	З цього моменту ці прогнози робилися на щорічній основі.
3	395	365	
4	415	395	
5	450	415	
6	465	450	
7		465	

- 3) Simple Mean (Average) (просте середнє) – це метод, що використовує середнє значення всіх минулих даних як прогноз. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівне середньому значенню усіх минулих даних.

Для того, щоб проілюструвати цей метод, візьмемо в першому році за прогноз довільно вибране число. В подальшому, починаючи з 2 року, прогнозоване значення буде обчислене, як середнє попередніх фактичних даних. Таким чином, у додатках даної роботи проілюстровано 7 років здійснення прогнозу за даним методом (таблиця 1.2).

Таблиця 1.2 – Приклад прогнозування за допомогою методу простого середнього

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	300	Це значення було обрано на початку довільним чином.
2	365	310,000	З цього моменту прогноз щороку робився за допомогою методу простого середнього.
3	395	337,500	
4	415	356,667	
5	450	371,250	
6	465	387,000	
7		400,000	

4) Simple Moving Average (Просте ковзне середнє) – це метод, використовує в якості прогнозу середнє значення вказаної кількості останніх спостережень, при цьому кожне спостереження отримує однакову вагу. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівне середньому значенню вказаної кількості попередніх прогнозів, де ми беремо кожне з однаковою вагою значущості.

Для того, щоб проілюструвати цей метод, візьмемо 2 роки як фіксоване значення кількості років, що ми використовуємо для знаходження середнього. Візьмемо в першому році за прогноз довільно вибране число. Для прогнозу другого року скористаємося наївним методом, тобто обираємо як прогноз фактичне значення за попередній рік. Кожен наступний прогноз будемо шукати як середнє двох попередніх фактичних значень. У додатках представлена таблиця прогнозу для 7 років (таблиця 1.3).

Таблиця 1.3 – Приклад прогнозування за допомогою методу простого ковзного середнього

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	300	Це значення було обрано на початку довільним чином.
2	365	310	Цей прогноз зроблено з використання найвішого методу.
3	395	337,500	З цього моменту прогноз щороку робився за допомогою методу простого ковзного середнього з використанням попередніх 2-ох років.
4	415	380,000	
5	450	405,000	
6	465	432,500	
7		457,500	

5) Weighted Moving Average (зважене ковзне середнє) – це метод, що використовує для прогнозу середнє значення вказаної кількості останніх спостережень, при цьому кожне спостереження отримує різну вагу. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівний середньозваженому значенню заданої кількості останніх спостережень.

Для того, щоб проілюструвати цей метод, візьмемо 3 роки як фіксоване значення кількості років, що ми використовуємо для знаходження середнього. Візьмемо в перший рік за прогноз довільно вибране число. Для прогнозу другого та третього року скористаємося найвішим методом, тобто обираємо як прогноз фактичне значення за попередній рік. Кожен наступний прогноз будемо шукати як середнє трьох попередніх фактичних значень та обираємо такі ваги: останній рік – 0,5; рік перед цим – 0,3; ще рік до цього – 0,2. Це ми можемо побачити на представлений таблиці 1.4. прогноз за 7 років.

Таблиця 1.4 – Приклад прогнозування за допомогою методу зваженого ковзного середнього

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	300	Це значення було обрано на початку довільним чином.
2	365	310	Цей прогноз зроблено з використання найвісного методу.
3	395	365	Цей прогноз зроблено з використання найвісного методу.
4	415	369,000	З цього моменту прогноз щороку робився за допомогою методу зваженого ковзного середнього з використанням попередніх 3-ох років.
5	450	399,000	
6	465	428,500	
7		450,500	

1) Exponential smoothing (експоненційне згладжування) – цей метод, що використовується для прогнозу середньозважене значення, де значення вагів експоненційно зменшується зі старінням даних. Тобто значення прогнозу на період t буде розраховано таким чином:

Новий прогноз = Прогноз за останній період + (Фактичне значення за останній період – Прогноз за останній період)

Також дану формулу можна подати таким чином:

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1}), \quad (1.1)$$

де

F_t – прогнозоване значення;

F_{t-1} – прогноз за останній період;

α – коефіцієнт згладжування, значення якого є в межах від 0 до 1;

A_{t-1} – фактичне значення за останній період.

$$F_t = \alpha A_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-1} \quad (1.2)$$

* альтернативний варіант рівняння 1.1 – є більш зручним для користувача де

F_t – прогнозоване значення;

α – коефіцієнт згладжування, значення якого є в межах від 0 до 1;

A_{t-1} – фактичне значення за останній період.

Для застосування цього методу ви повинні володіти інформацією про останнє фактичне значення попиту та останній прогноз.

Важливою особливістю цього методу є те, що прогнози будуть частково включати в себе кожен минулий фактичний результат. Окрім того, для цих минулих значень будуть надаватися різні ваги, до того ж старіші дані отримають менші ваги.

Для того, щоб проілюструвати цей метод, візьмемо в першому році за прогноз довільно вибране число. Кожен наступний прогноз будемо робити за допомогою моделі експоненціального згладжування. У таблиці 1.5 представлений прогноз, використовуючи експоненціальний метод.

Для отримання більш точного результату змінимо значення коефіцієнта згладжування та створимо нову таблицю 1.6 для обчислень.

В другій таблиці відхилення між фактичним та прогнозованим значенням зменшилися, в порівнянні з першою таблицею. Спробуємо змінити коефіцієнт згладжування ще раз для отримання більш точного результату (таблиця 1.7).

В результаті можна помітити, що відхилення між фактичним та прогнозованим значення змінюються в залежності від коефіцієнта згладжування.

- 1) Trend Projection (Тенденція розвитку) – це підхід, що використовує метод найменших квадратів для того, щоб наблизити пряму лінію до даних.

Таблиця 1.5 – Приклад прогнозування за допомогою методу експоненційного згладжування (при $\alpha=1$)

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	300	Це значення було обрано на початку довільним чином.
2	365	301	З цього моменту прогноз щороку робився за допомогою методу експоненційного згладжування з $\alpha=1$.
3	395	307,4	
4	415	316,16	
5	450	326,044	
6	465	338,4396	
7		351,09564	

Таблиця 1.6 – Приклад прогнозування за допомогою методу експоненційного згладжування (при $\alpha=2$)

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	300	Це значення було обрано на початку довільним чином.
2	365	302	З цього моменту прогноз щороку робився за допомогою методу експоненційного згладжування з $\alpha=2$.
3	395	314,6	
4	415	330,68	
5	450	347,544	
6	465	368,0352	
7		387,42816	

Таблиця 1.7 – Приклад прогнозування за допомогою методу експоненційного згладжування (при $\alpha=4$)

Рік	Реальне значення	Прогнозоване значення	Уточнення
1	310	300	Це значення було обрано на початку довільним чином.
2	365	304	З цього моменту прогноз щороку робився за допомогою методу експоненційного згладжування з $\alpha=4$.
3	395	328,4	
4	415	355,04	
5	450	379,024	
6	465	407, 4144	
7		430,44864	

Даний метод є версією технології лінійної регресії. Він створює пряму, що проходить максимально наближено до точок фактичних даних. Технічно цей метод намагається зменшити вертикальні відхилення точок від лінії тренду шляхом мінімізації значень квадратних відхилень точок від лінії. В кінцевому результаті, статистичні формули обчислюють нахил для лінії тренду (b) і точку, в якій пряма перетинає вісь Оу (значення a). Таким чином утворюється рівняння прямої:

$$y = a + bx, \quad (1.3)$$

де

x — значення на горизонтальній осі (час);

y — значення на вертикальній осі (попит).

Для того, щоб проілюструвати цей метод, візьмемо такі дані:

$$b = 30$$

$$a = 295$$

$$y = 295 + 30x$$

Це рівняння можна використовувати для прогнозування в будь-який рік в майбутньому. Для прикладу:

$$\text{Рік 7: Прогноз} = 295 + 30 \cdot 7 = 505$$

$$\text{Рік 8: Прогноз} = 295 + 30 \cdot 8 = 535$$

$$\text{Рік 9: Прогноз} = 295 + 30 \cdot 9 = 565$$

$$\text{Рік 10: Прогноз} = 295 + 30 \cdot 10 = 595$$

- 2) ARCH (авторегресійна умовно гетероскедастична модель) – це модель призначена для дисперсії часового ряду. Її використовують для опису мінливої та часто нестабільної дисперсії. Хоча дана модель може бути використана для опису дисперсії, що з часом поступово зростає, та найчастіше дану модель використовують в ситуаціях, коли відбуваються короткі періоди збільшення варіації. Такі моделі часто використовують в економетричних та фінансових проблемах, що пов'язані зі збільшенням (чи зменшенням) інвестицій або акцій.

Через це припускається, що змінна, що прогнозується у таких випадках може бути як $y = (x_t - x_{t-1})/x_{t-1}$ – частка надходжень чи втрат з останнього моменту, так і $\log(x_t/x_{t-1}) = \log(x_t) - \log(x_{t-1})$ – логарифмом відношення фактичного значення в цей момент до фактичного значення в останній попередній момент часу.

Дану модель можна використовувати до будь-якого ряду, який має періоди збільшення або зменшення дисперсії [11].

Отож, серед метод часових рядів ми виокремили 7 методів, що є базовими для цього підходу.

Перейдемо до другого підходу кількісного прогнозування, а саме до асоціативних моделей. Цей підхід визначає, що прогнозована змінна завжди взаємопов'язана з іншими змінними у бізнес-системі, тому прогнози повинні спиратися на ці асоціації [8]. Серед асоціативних моделей можна виділити наступні:

- 1) Simple-linear regression model (Модель простої лінійної регресії) – це тип асоціативної моделі прогнозування, яка надає більш детальний прогноз шляхом вивчення того, як незалежна змінна корелюється із залежною змінною. Залежна змінна – це прогнозоване значення (наприклад продажі), а незалежна змінна (наприклад прибуток) визначає очікуване значення залежної змінної.

Модель простої лінійної регресії можна візуалізувати за допомогою графіку, показавши один показник на осі Ox , а інший – Oy .

Для цього скористаємося формулою:

$$y = bx + a, \quad (1.4)$$

де

y – залежна змінна (прогнозований прибуток);

b – коефіцієнт нахилу (міра крутизни, тобто відношення кроку по Ox до зростання/спадання по Oy);

x – незалежна змінна;

a – перетин з віссю Oy (точка на осі Oy , через яку проходить пряма).

Крім знаходження зв'язку між продажами та прибутками даний метод демонструє швидкість зростання та зміну цієї швидкості, що допоможе при знаходженні шляхів максимізації прибутку.

Процес розрахунку лінійної регресії затратний процес по часу та енергії, тому можна скористатися статистичними програмами для того, щоб проаналізувати дані цим методом або скористатися такими мовами програмування, як Python та R [8].

- 2) Multiple linear regression model (Модель множинної лінійної регресії) – цей підхід дотримується того ж самого принципу, що й проста лінійна регресія, за винятком того, що застосовує регресію до кількох різних змінних. Тому у випадках, коли на ефективність роботи бізнесу впливає більше, ніж одна змінна, можна дослідити зв'язок між двома чи більше незалежними

змінними та однією залежною. Такий підхід допоможе отримати чітку картину ситуації та більш точний прогноз.

Аналогічно до попереднього методу модель множинної регресії є складною для виконання вручну, тому необхідно скористатися статистичним програмним забезпеченням [8].

Отже, ми розглянули підходи до асоціативного прогнозування, які дозволяють знаходити та досліджувати причинно-наслідкові зв'язки між змінними.

1.3 Огляд сучасних методів прогнозування

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 непростю 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, землеробстві, 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 [9].
- 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») [9].

- 3) Neural Networks (Нейронні мережі) – це математичне формулювання, натхненне роботою та функціонуванням біологічних нейронів. Вони характеризуються здатністю моделювати нестаціонарні, 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.

1.4 Показники ефективності методів прогнозування

Як було зазначено у пункті 1.1 даної кваліфікаційної (бакалаврської) роботи: важливою складовою прогнозування є оцінка ризиків та невизначеності, тому часто при звітуванні про результати прогнозування надають й інформацію про ступінь невизначеності. Звісно ж, у цьому процесі найголовнішим аспектом є актуальність інформації, щоб аналіз був максимально точним. Узагальнюючи, успіх прогнозування залежить в основному від: кількості та якості інформації про прогнозований процес (об'єкт), формулювання та постановки задачі прогнозування та методу її вирішення, наявності ефективного математичного апарату. Якщо ці умови відсутні, прогнозування може стати неточним або неможливим.

Тому при використанні методів прогнозування варто аналізувати їхню точність. Для цього моделі кількісного прогнозування часто порівнюють одна з одною шляхом порівняння показників ефективності їх точності. Серед таких показників виділяють:

- середня помилка прогнозу (MFE – Mean Forecast Error);
- середнє абсолютне відхилення (MAD – Mean Absolute Deviation);
- середню квадратичну помилку (MSE – Mean Square Error);
- середню абсолютну відсоткову помилку (MAPE – Mean Absolute Percentage Error).

Далі ми детальніше розглянемо кожен із них.

- 1) Середня помилка прогнозу (MFE – Mean Forecast Error) – це похибка прогнозу, яка показує наскільки точним був наш прогноз за даний період часу. Він обчислюється як різниця між фактичними та прогнозованими даними, або

$$E_t = A_t - F_t, \quad (1.5)$$

де

E_t – значення похибки;

A_t – фактичне значення за останній період;

F_t – прогнозоване значення за цей період.

Похибка прогнозу лише за останній період не надає достатньо інформації, тому варто звертати увагу на накопичення помилок з часом. Так можна обчислити середнє значення цих помилок (тобто середню помилку прогнозу MFE). На жаль, накопичення похибок не завжди є хорошим показником, адже деякі відхилення можуть бути додатні, а деякі – від’ємні. Таким чином при додаванні вони будуть перекривати одна одну і на виході даватимуть значення, яке не відобразить реальної точності прогнозу.

Для того, щоб проілюструвати оцінку точності методів прогнозування за допомогою даної похибки розглянемо деякі вхідні дані та гіпотетичні прогнози зроблені за рахунок різних методів (таблиця 1.8).

Якщо робити висновок за результатом середньої помилки прогнозу, то обидва методи працюють однаково добре. Але детальний розбір результатів дає зрозуміти, що перший метод все ж працює краще, ніж другий.

- 2) Середнє абсолютне відхилення (MAD – Mean Absolute Deviation) – у теорії ймовірності та математичній статистиці це значення є мірою варіативності випадкової величини (дисперсією). Показує на скільки може відрізнятись значення випадкової величини від середнього значення.

$$MAD = \frac{\sum |\text{Фактичне значення} - \text{Прогнозоване значення}|}{n}, \quad (1.6)$$

де

n – кількість різниці між фактичним та прогнозованим значенням.

Таблиця 1.8 – Приклад аналізу методів прогнозування за допомогою показника ефективності MFE

Рік	Реальне значення	Гіпотетичний прогноз здійснений методом 1	Помилка прогнозу за методом 1	Гіпотетичний прогноз здійснений методом 2	Помилка прогнозу за методом 2
1	310	315	-5	370	-60
2	365	375	-10	455	-90
3	395	390	5	305	90
4	415	405	10	535	-120
5	450	435	15	390	60
6	465	480	-15	345	120
Накопичені помилки			0		0
Середня помилка прогнозу MFE			0/6 = 0		0/6 = 0

Серед властивостей MAD можна виокремити такі:

- показує значення загальної помилки, що виникла;
- значення позитивних та негативних помилок не впливають одна на одну;
- не показує напрямлення помилок;
- чим менше значення відхилення, тим ефективніший прогноз;
- залежить від масштабу вимірювання.

Для того, щоб проілюструвати оцінку точності методів прогнозування за допомогою даної похибки розглянемо деякі вхідні дані та гіпотетичні прогнози зроблені за рахунок різних методів (таблиця 1.9).

Бачимо, що дана похибка показує, що перший метод є більш точним, ніж другий. Таким чином оцінка методів прогнозування за допомогою MAD показує точніший результат, оскільки за рахунок модуля додатні та від'ємні відхилення не перекривають один одного.

Таблиця 1.9 – Приклад аналізу методів прогнозування за допомогою показника ефективності MAD

Рік	Реальне значення	Гіпотетичний прогноз здійснений методом 1			Гіпотетичний прогноз здійснений методом 2		
		Прогноз	Помилка прогнозу	Абсолютне відхилення	Прогноз	Помилка прогнозу	Абсолютне відхилення
1	310	315	-5	5	370	-60	60
2	365	375	-10	10	455	-90	90
3	395	390	5	5	305	90	90
4	415	405	10	10	535	-120	120
5	450	435	15	15	390	60	60
6	465	480	-15	15	345	120	120
Загальне абсолютне відхилення				60			540
Середнє абсолютне відхилення				60/6 = 10			540/6 = 90

3) Середня квадратична помилка (MSE – Mean Square Error) – обчислює середнє квадратичне різниці похибок.

$$MSE = \frac{\sum (|\text{Фактичне значення} - \text{Прогнозоване значення}|)^2}{n}, \quad (1.7)$$

де

n – кількість різниці між фактичним та прогнозованим значенням

Серед властивостей MSE можна виокремити наступні:

- значення позитивних та негативних помилок не впливають одна на одну;

- надає лише загальне уявлення про помилку, тобто відповідає на запитання «Чи виникла помилка взагалі?»;
- не показує напрямлення помилок;
- чутливо реагує на зміни масштабу чи даних.

Для того, щоб проілюструвати оцінку точності методів прогнозування за допомогою даної похибки розглянемо деякі вхідні дані та гіпотетичні прогнози зроблені за рахунок різних методів (таблиця 1.10).

Таблиця 1.10 – Приклад аналізу методів прогнозування за допомогою показника ефективності MSE

Рік	Реальне значення	Гіпотетичний прогноз здійснений методом 1			Гіпотетичний прогноз здійснений методом 2		
		Прогноз	Помилка прогнозу	Квадратична помилка	Прогноз	Помилка прогнозу	Абсолютне відхилення
1	310	315	-5	25	370	-60	3600
2	365	375	-10	100	455	-90	8100
3	395	390	5	25	305	90	8100
4	415	405	10	100	535	-120	14400
5	450	435	15	225	390	60	3600
6	465	480	-15	225	345	120	14400
Загальне квадратичне відхилення				700			
Середнє квадратичне відхилення				$60/6 = 116,67$			
							$52200/6 = 8700$

Бачимо, що дана похибка показує, що перший метод є більш точним, ніж другий.

Часто виникає запитання, для чого використовувати більш громіздкий метод MSE, якщо обчислювати MAD простіше (не потрібно підносити відхилення до квадрату). Та, оскільки метод MSE підносить помилку до квадрату, то великі помилки мають тенденцію збільшуватися. Таким чином цей метод накладає більший «штраф» на великі помилки. Це може бути корисним у ситуаціях, коли невеликі помилки у прогнозі є неважливими, а великі можуть призвести до руйнівного ефекту.

- 4) Середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE – Mean Absolute Percentage Error) – це одна з мір точності методів прогнозування в статистиці, що показує відсоток від середньої абсолютної похибки.

$$MAPE = \frac{1}{n} \cdot \sum \frac{|\text{Фактичне значення} - \text{Прогнозоване значення}|}{|\text{Фактичне значення}|} \cdot 100\%, \quad (1.8)$$

де

n – кількість різниці між фактичним та прогнозованим значенням

Серед властивостей MAPE можна виокремити такі:

- ніяк не залежить від масштабів обчислень;
- не показує напрямлення помилки;
- значення позитивних та негативних помилок не компенсуються одна одною.

Для того, щоб проілюструвати оцінку точності методів прогнозування за допомогою даної похибки розглянемо деякі вхідні дані та гіпотетичні прогнози зроблені за рахунок різних методів (таблиця 1.11).

Бачимо, що дана похибка показує, що перший метод є більш точним, ніж другий.

Недолік похибок MAD і MSE полягає в тому, що їхні значення залежать від величини прогнозованого елемента, якщо він вимірюватиметься у тисячах чи навіть мільйонах, то значення похибок можуть бути дуже великими. Щоб уникнути цієї проблеми, можна використати метод MAPE. Він обчислюється як середнє значення абсолютної різниці між прогнозованим та фактичним

значенням і виражене як відсоток від фактичного значення. По суті, ми дивимося, наскільки велика похибка була відносно фактичного значення.

Таблиця 1.11 – Приклад аналізу методів прогнозування за допомогою показника ефективності MAPE

Рік	Реальне значення	Гіпотетичний прогноз здійснений методом 1			Гіпотетичний прогноз здійснений методом 2		
		Прогноз	Помилка прогнозу	Абсолютне відсоткове відхилення	Прогноз	Помилка прогнозу	Абсолютне відсоткове відхилення
1	310	315	-5	1.16%	370	-60	19.35%
2	365	375	-10	2.74%	455	-90	24.66 %
3	395	390	5	1.27%	305	90	22.78%
4	415	405	10	2.41%	535	-120	28.92%
5	450	435	15	3.33%	390	60	13.33%
6	465	480	-15	3.23%	345	120	17.14%
Загальне абсолютне відсоткове відхилення				14.59%			134.85%
Середнє квадратичне відхилення				14.59/6 = 2.43%			134.85/6 = 22.48%

Отже, показники точності, які були наведені в цьому розділі, дозволяють оцінити ефективність методу, проаналізувати доцільність використання методу та зрозуміти причини неточності прогнозів.

Висновки до першого розділу

Отже, в даному розділі було висвітлено поняття прогнозування та розглянуто різні методи прогнозування. Також у пункті 1.4 було проаналізовано способи оцінки методів прогнозування на прикладі їхніх показників ефективності.

Таким чином прогнозування – це аналіз минулої та поточної інформації про явище чи процес, що дає змогу отримати прогноз на наступний період. Для цього процесу важливим є наявність актуальних, точних та обширних даних, а також підбір правильного методу прогнозування.

Розрізняють два базових види методів прогнозування: якісне та кількісне прогнозування. В пункті 1.2. розглядаються різні види саме кількісного прогнозування, а саме: Time Series Models (Часові ряди) та Associative Models (асоціативні моделі), які відрізняються один від одного підходами до аналізу інформації. Перші розглядають минулу інформацію та на її основі роблять прогноз на майбутнє, а другі використовують зв'язки прогнозованої змінної з іншими змінними моделі. Самі по собі ці два види моделей поділяються ще на підвиди, кожен з яких має власний механізм для прогнозування, що і висвітлено у першому розділі.

Оскільки, технологічний прогрес, глобалізація, а в результаті й зростання кількості інформації, призвели до того, що для прогнозування необхідно аналізувати дуже великі масиви інформації, то серед методів з'являється все більше сучасних способів, як працювати з такими умовами. Серед них поширені ті, що використовують ШІ (штучний інтелект), нейронні мережі, а також гібридні моделі, що поєднують в собі декілька методів. Їхня перевага над класичними підходами в тому, що вони дозволяють працювати зі складними системами, де обмежений доступ до даних, з нелінійними залежностями, а також підвищують ефективність та точність прогнозування.

В заключному пункті 1.4 даного розділу були розглянуті показники ефективності, які можна використовувати для того, щоб проаналізувати точність

прогнозування. Серед них є середня помилка прогнозу (MFE – Mean Forecast Error), що має суттєвий недолік в тому, що її значення лише за останній період не дає достатньо інформації, а накопичення при накопиченні таких помилок вони можуть перекривати одна одну, оскільки можуть бути як позитивними, так і негативними. Наступною є абсолютне відхилення (MAD – Mean Absolute Deviation), що показує значення загальної помилки, що виникла. Цей показник не містить в собі попередньої проблеми, оскільки використовує в своїй формулі модуль. Наступною є середня квадратична помилка (MSE – Mean Square Error), що обчислює середнє квадратичне різниці похибок та є дуже чутливою до зміни масштабу прогнозування та по факту лише показує, чи взагалі виникла помилка. Останньою розглядаємо середню абсолютну відсоткову помилку (MAPE – Mean Absolute Percentage Error), що показує відсоток від середньої абсолютної похибки та не містить в собі недоліків похибок MAD і MSE.

Основні результати першого розділу кваліфікаційної (бакалаврської) роботи висвітлено в працях автора (додаток К).

РОЗДІЛ 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ДАНИХ ПРО ПРОДАЖ

2.1 Використання кількісних методів для прогнозування майбутнього прибутку

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. Всі результати представлено у таблиці (Додаток А).

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 2.1).



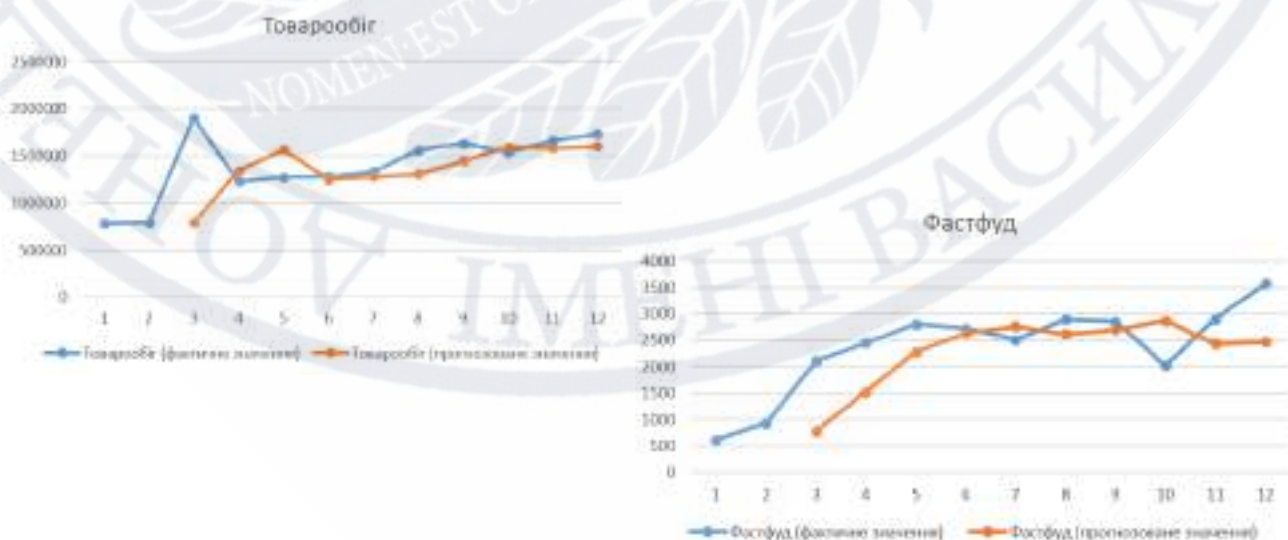


Рис. 2.1 – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

Метод ковзного середнього. Для цього методу ми вираховуємо 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, середнього квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE. Всі результати представлено у таблиці (Додаток Б).

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 2.2).



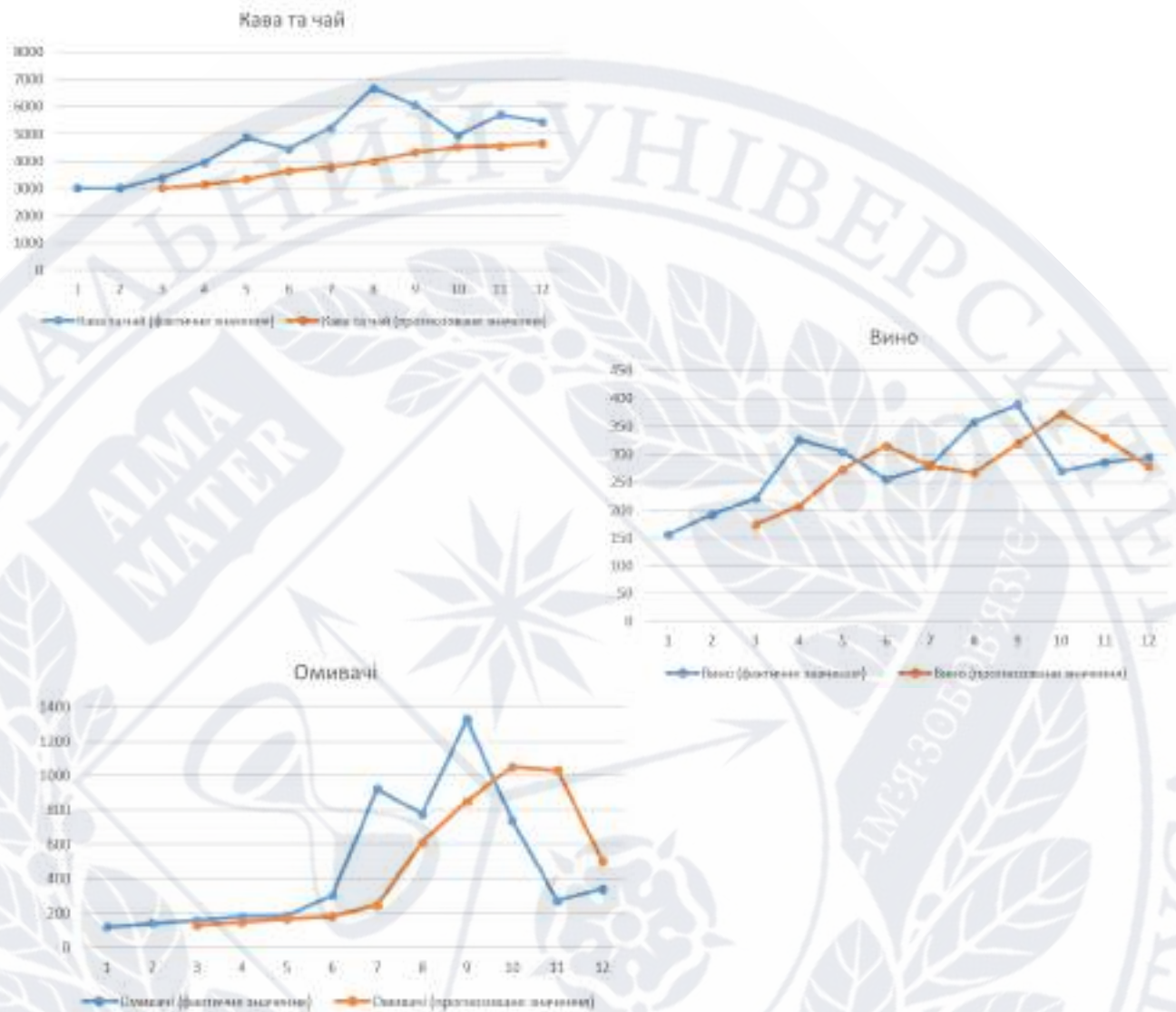


Рис. 2.2 – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

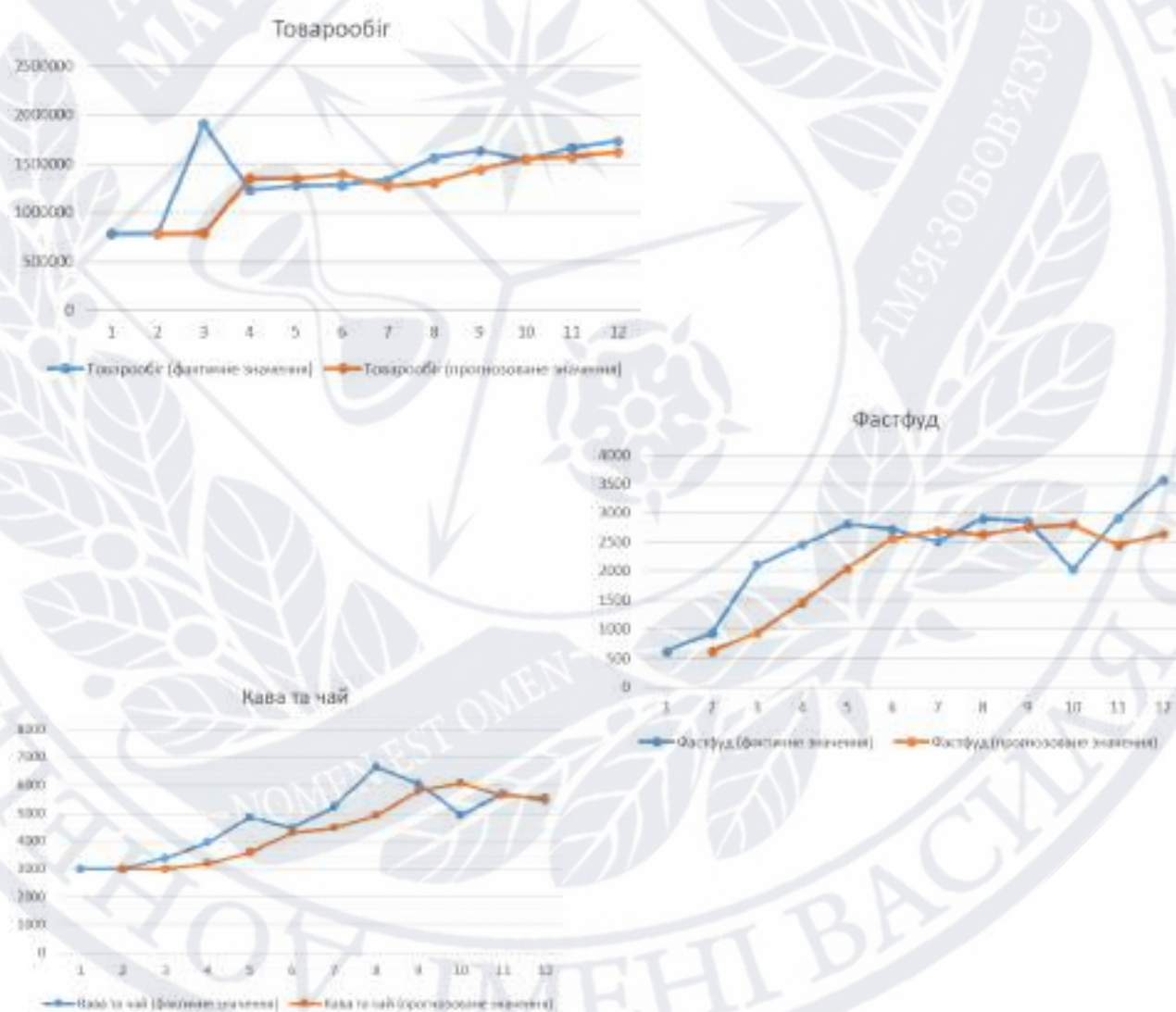
Метод зваженого середнього. Цей метод відрізняється від методу ковзного середнього тим, що значенням, які використовуються для знаходження середнього, надається вага, яка визначає їхню важливість та вплив на наступне значення. Ваги вибираємо лінійні та дотримуємося принципу, що останній місяць більш 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 методі досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE. Всі результати представлено у таблиці (Додаток В).

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 2.3).



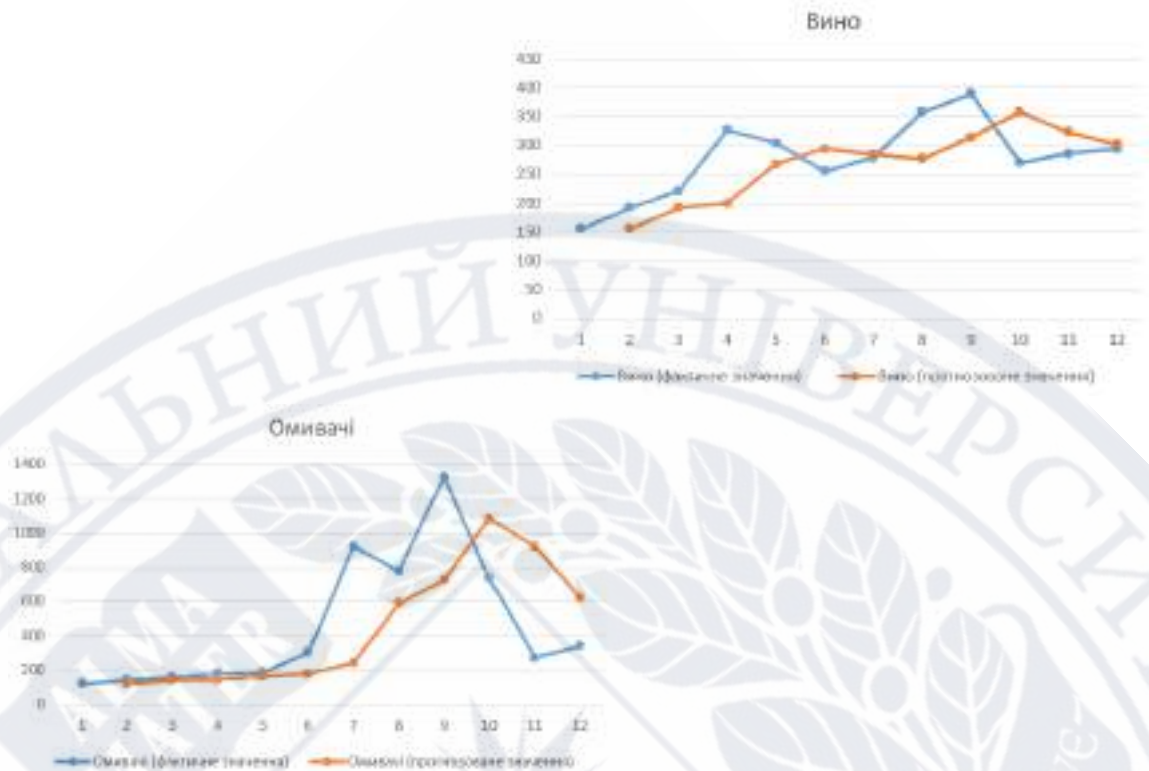


Рис. 2.3 – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

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 методі досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE. Всі результати представлено у таблиці (Додаток Г).

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 2.4).

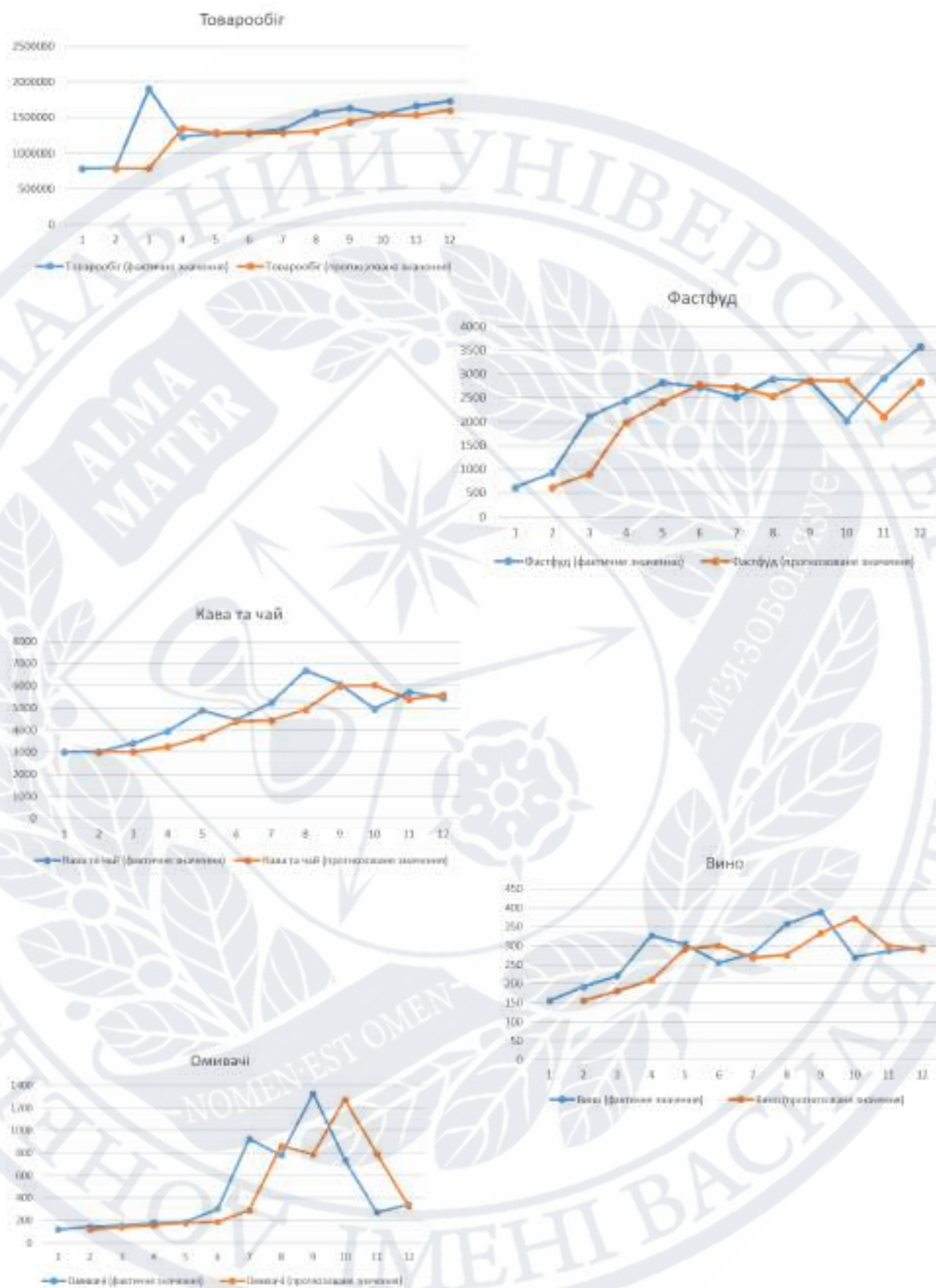


Рис. 2.4 – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

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 методі досліджено за допомогою середньої помилки прогнозу MFE, середньо квадратичного відхилення MAD, середньої квадратичної помилки MSE та середньої відсоткової помилки MAPE. Всі результати представлено у таблиці (Додаток Д).

Для візуалізації даних було побудовано графіки, що відображають зміни в часі фактичних та прогнозованих значень (рис. 2.5).

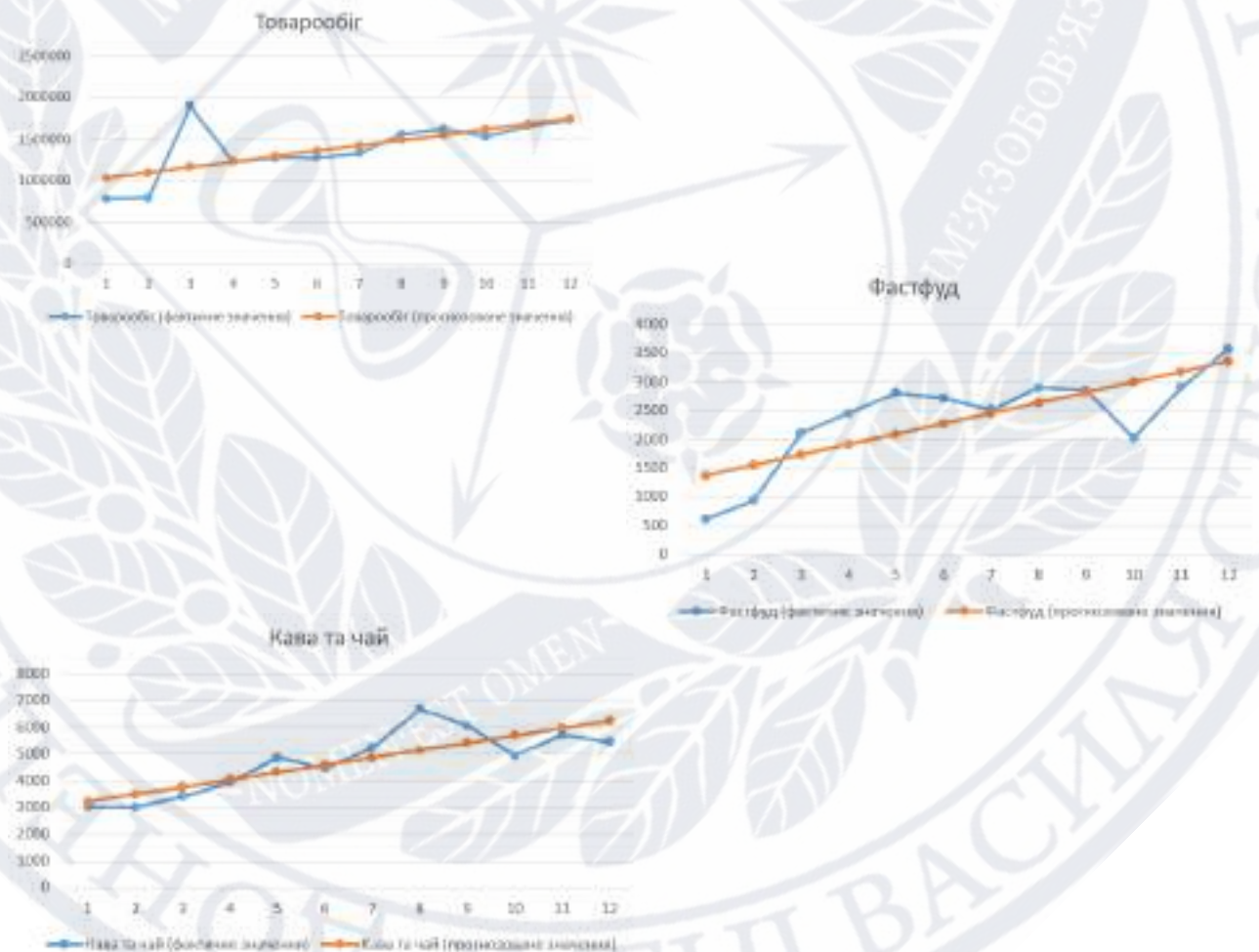




Рис. 2.5 – Графіки відображення цін фактичних і прогнозованих значень

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. 2.6).



Рис. 2.6 – Результати прогнозування

2.2 Аналіз результатів на основі показників ефективності кількісних методів прогнозування з урахуванням якісного аналізу

Після проведення прогнозування ми проаналізували отримані дані, використовуючи показники ефективності методів та експертну інформацію про тенденції попиту на дані товари.

Прогнозування за допомогою *найвішого методу* може показати ефективність лише за умови створення прогнозу на невеликий період (наступний тиждень чи місяць), якщо робити прогноз на більший термін, то даний метод не буде враховувати сезонність та інші особливі фактори. В нашому випадку середня абсолютна відсоткова похибка показала відхилення у 13 – 24% відсотки для категорії товарообігу, фаст-фуду, кави та чаю, а також вина, що є в межах «Задовільно» – «Добре» для результатів прогнозу. А ось відхилення при прогнозуванні попиту на омивачі становило 43%, що є оцінкою «Незадовільно» та зумовлюється сезонністю даного товару. Очевидно, що при прогнозуванні на цілий рік даний метод показав би набагато більші відхилення.

Метод ковзного середнього використовував попередні два місяці щоразу при прогнозуванні наступного місяця, таким чином цей метод теж не підходить для довготривалого прогнозування. Він також не враховує сезонність та тенденції. Тому середня абсолютна відсоткова похибка показала відхилення у 14 – 24% для категорії товарообігу, фаст-фуду, кави та чаю, а також вина, що є в межах «Задовільно» – «Добре» для результатів прогнозу. А ось відхилення при прогнозуванні попиту на омивачі становило 58%, що є оцінкою «Незадовільно» та зумовлюється сезонністю даного товару.

Метод зваженого середнього є покращеної версією попереднього методу, оскільки враховував ще вагу попередніх місяців (чим старіші дані, тим менше вони впливатимуть на прогноз). Отримана середня абсолютна відсоткова похибка показала відхилення у 12 – 24% для категорії товарообігу, фаст-фуду, кави та чаю, а також вина що є в межах «Задовільно» – «Добре» для результатів прогнозу. А ось відхилення при прогнозуванні попиту на омивачі становило

55%, що знову ж є оцінкою «Незадовільно» та зумовлюється сезонністю даного товару.

Метод експоненційного згладжування показав кращі результати, оскільки враховує всі попередні дані, але ступінь врахування зменшується за експоненційним законом. В результаті середня абсолютна відсоткова похибка показала відхилення у 11 – 18% для категорії товарообігу, фаст-фуду, кави та чаю, а також вина що є в межах «Добре» для результатів прогнозу. А ось відхилення при прогнозуванні попиту на омивачі становило 43%, що знову ж є оцінкою «Незадовільно» та зумовлюється сезонністю даного товару.

Метод тенденції розвитку є ефективним методом для процесів, що мають сталу тенденцію. Оскільки прогнозований попит на товари є змінним, а деяка продукція користується сезонністю, то отримані результати не мають високої точності прогнозу. Особливо яскраво це помітно при прогнозуванні попиту на омивачі. Хоча середня абсолютна відсоткова похибка показала відхилення у 10 – 20% для категорії товарообігу, фаст-фуду, кави та чаю, а також вина що є в межах «Добре» для результатів прогнозу, але виражена сезонність попиту на омивачі дає похибку в 69%.

При прогнозуванні за допомогою штучного інтелекту (ШІ), використовуючи програму Forecasting Pro були отримані дані на наступні роки. Розглядаючи візуальне представлення даних (рис. 2.6), можна помітити, що програма повторює тенденцію попиту минулого року на наступний рік, таким чином враховується і сезонність продукції.

Отже, аналіз ефективності даних методів показав, що найкраще для прогнозування підходять методи Trend Projection та прогнозування за допомогою ШІ (штучного інтелекту), адже значення похибки MAPE показало найменший відсоток відхилення. Але також обов'язковим ще є додаткове використання якісних методів прогнозування та врахування сезонності деяких категорій товарів, оскільки прогнозування попиту на продажі омивачів є складним завданням без додаткового якісного аналізу.

Висновки до другого розділу

Отже, в другому розділі 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 Сمارт 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:

1. **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.
2. **Метод простого ковзного середнього** покращує точність прогнозу, проте також не враховує сезонність. Відхилення були схожі на результати наївного методу.
3. **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.
4. **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.

5. **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 у пункті 2.1 дозволив зробити висновок, що прогнозування методами Trend Projction, 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.

Основні результати першого розділу кваліфікаційної (бакалаврської) роботи висвітлено в працях автора (додаток Е).

ВИСНОВКИ

Прогнозування – це інструмент, який важливий у багатьох сферах нашого життя. В управлінській сфері він є корисним саме для аналізу поточного та майбутнього стану справ, що дозволяє менеджерам та власникам приймати швидкі та успішні рішення. Тому знаходження ефективних інструментів для прогнозування – є важливим завданням для покращення роботи багатьох компаній.

В нашій роботі ми виконали ряд завдань та отримали наступні результати:

- в теоретичній частині ми ознайомилися з поняттями «математичного прогнозування» та його методами, що дозволило проаналізувати, які методи ми будемо використовувати для практичної частини. Оскільки, ми працюємо з даними про попит, то скористалися кількісними методами прогнозування, а саме Time-Series Models (Часові ряди). Саме ці методи допомагають виявити довгострокові тенденції в даних про попит, що дозволяє зрозуміти загальний напрямок розвитку попиту з часом, а також це корисно для стратегічного планування. Також більшість цих методів є простими в реалізації, що допоможе тим, хто не є спеціалістами в даній сфері, легко впровадити дані методи у свою підприємницьку діяльність;
- для дослідження даних методів ми використали реальні дані про продажі за 2022-2023 роки на автозаправних станціях АЗС ТОВ «Євро Сمارт Пауер» (національна мережа АЗК «БРСМ-НАФТА») у місті Вінниця, що дозволило даній роботі бути унікальною та практико орієнтованою. Ми досліджували попит, враховуючи такі категорії: значення загального товарообігу, кількість проданого фаст-фуду, кави та чаю, вина та омивачів. Дана продукція є ключовою на автозаправних станціях (після пального), тому прогнозування попиту

на неї є важливим аспектом в розвитку компанії та прийнятті рішень при управлінні нею;

- після проведення аналізу ефективності даних методів, зроблено висновок, що найкраще для прогнозування підходять методи Trend Projection та прогнозування за допомогою ШІ (штучного інтелекту), адже значення похибки MAPE показало найменший відсоток відхилення;
- проаналізувавши результати, ми зробили висновок, що при прогнозуванні також важливим є якісний аналіз даних про попит, оскільки його зростання чи спадання може бути пов'язане з: сезонністю (влітку краще продаються напої, а восени та взимку зростає попит на омивачі), економічною ситуацією в країні, проведенням ремонтних робіт (реконструкцією) на автозаправних станціях та багатьма іншими аспектами.

При наявності більшої кількості реальних даних та можливості зробити якісний прогноз, дана кваліфікаційна (бакалаврська) робота може в майбутньому бути розширена. Якщо врахувати більше аспектів та виконати прогноз на довгостроковий період, то створена модель може слугувати інструментом для прийняття рішень в великих компаніях.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Abas Khan, Mohammad Sarwar Mir Forecasting. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/357166874_Forecasting
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. Petropoulos F, Apiletti D, Assimakopoulos V et al (2022) Fore-casting: theory and practice. Int J Forecast 38(3):705–871
4. M4 Competition - University of Nicosia. University of Nicosia - The largest university in Cyprus. URL: <https://www.unic.ac.cy/iff/research/forecasting/m-competitions/m4/>
5. Sanders N. Forecasting Fundamentals. Business Expert Press, 2016.
6. 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 Осадця Ю.В., 2016. С. 129–150.
7. Матвійчук Р.Д, Данильчук О.М. Modernization of today's science: experience and trends: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the III International Scientific and Theoretical Conference, February 24, 2023. Singapore, Republic of Singapore: European Scientific Platform. P. 29-35.
8. Матвійчук Р.Д, Данильчук О.М. Scientific review of the actual events, achievements and problems: collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference, May 31, 2024. Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. P. 20-23.
9. Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2018) Forecasting: principles and practice, 2nd edition, OTexts: Melbourne, Australia. OTexts.com/fpp2
10. Types of forecasting models. Clockify. URL: <https://clockify.me/forecasting-models>
11. Ebrahim Alburshaid, Adel Ismail Al-Alawi Forecasting Methods for the Real Estate Market: A Review. 2023. URL:

https://www.researchgate.net/publication/376033071_Forecasting_Methods_for_the_Real_Estate_Market_A_Review

12. Santra R. Introduction to ARIMA Model. Medium. URL: <https://medium.com/@ritusantra/introduction-to-arima-model-c8925103f4c7>
13. ARCH/GARCH Models | STAT 510. PennState: Statistics Online Courses. URL: <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/11/11.1>
14. Ребар О. ПРОБЛЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА РЕГУЛЮВАННЯ ПРОПОРЦІЙНОГО РОЗВИТКУ ТЕРИТОРІАЛЬНИХ СИСТЕМ. Науковий вісник Ужгородського університету 2011. Вип. 2.
15. Forecasting. // Principles of Marketing / – Washington, DC: Saylor Academy, 2019. – (2).
16. Schmidt J. Forecasting [Електронний ресурс] / Jeff Schmidt. – 2023. – URL: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/valuation/forecasting/>
17. Forecasting Models / D. E. Moolenaar et al. Elgar Encyclopedia of Crime and Criminal Justice. 2024.
URL: <https://doi.org/10.4337/9781789902990.forecasting.models>
18. Panneerselvam R. Forecasting. Business Statistics Using Excel. London, 2023. P. 492–527. URL: <https://doi.org/10.4324/9781032671703-14>
19. Saeed W. Frequency-based ensemble forecasting model for time series forecasting. Computational and Applied Mathematics. 2022. Vol. 41, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1007/s40314-022-01765-x>
20. Kucharavy D., Damand D., Barth M. Technological forecasting using mixed methods approach. International Journal of Production Research. 2022. P. 1–25. URL: <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2102447>
21. Martins E., Galeale N.V. Sales forecasting using machine learning algorithms. Revista de Gestão e Secretariado (Management and Administrative Professional Review). 2023. Vol. 14, no. 7. P. 11294–11308. URL: <https://doi.org/10.7769/gesec.v14i7.1670>

22. Joseph A., Johnson A., Cheriyan A. Workforce Forecasting Using Artificial Intelligence. Artificial Intelligence in Forecasting. Boca Raton, 2024. P. 146–172. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003399292-11>
23. Linear time-series models / J. K. Møller et al. Statistical Modelling of Occupant Behaviour. Boca Raton, 2023. P. 220–252. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003340812-8>
24. Шиманський В. СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕННЯ ПРОДАЖУ ТОВАРУ. SPECIALIZED AND MULTIDISCIPLINARY SCIENTIFIC RESEARCHES / chair Є. Катаєва. 2020. URL: <https://doi.org/10.36074/11.12.2020.v2.29>
25. Прядко І. В. АНАЛІЗ МАЛОГО БІЗНЕСУ: КІЛЬКІСНІ ТА ЯКІСНІ МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ. Підприємництво та інновації. 2023. № 28. С. 74–78. URL: <https://doi.org/10.32782/2415-3583/28.12>
26. Chambers J. C., Mullick S. K., Smith D. D. How to Choose the Right Forecasting Technique. Harvard Business Review Home. 1971.
27. Mohr D. L., Wilson W. J., Freund R. J. Special Types of Regression. Statistical Methods. 2022. P. 623–649. URL: <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-823043-5.00013-8>
28. Голячук Н.В., Талах Т.А. ЕКОНОМІЧНА АНАЛІТИКА З ВИКОРИСТАННЯМ ФУНКЦІЙ ПРОГНОЗУВАННЯ MS EXCEL. Economic forum. 2021. Т. 1, № 4. С. 129–138. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2308-8559-2021-4-18>
29. Капінус М., Данилов В., Жиров О. МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕКОНОМІЧНОГО ЧАСОВОГО РЯДУ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ GAN. Grail of Science. 2022. № 16. С. 201–205. URL: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.17.06.2022.036>
30. Das P. Time Series Forecasting. Econometrics in Theory and Practice. Singapore, 2019. P. 439–453. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-32-9019-8_14

31. DESSAINT O., FOUCAULT T., FRESARD L. Does Alternative Data Improve Financial Forecasting? The Horizon Effect. *The Journal of Finance*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1111/jofi.13323>
30. Jaiwant S. V., Kureethara J. V. Demand Forecasting Methods. *Artificial Intelligence in Forecasting*. Boca Raton, 2024. P. 316–332. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003399292-20>
31. Debmalya M., Goran R., David P. The Effectiveness of Peer Prediction in Long-Term Forecasting. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 34, no. 02. P. 2160–2167. URL: <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i02.5591>
34. Гече Ф. Е., Мулеса О. Ю., Батюк А. С., Смоланка В. Ю. Навчання комбінованої моделі прогнозування часових рядів. *Український журнал інформаційних технологій*. 2021, т. 3, № 1. С. 44–48.
35. Петрова А. Ю., Дейнека М. О. ARIMA-моделі: моделювання та прогнозування ціни акцій // Міжнародний науковий журнал "Інтернаука". Серія: "Економічні науки". - 2022. - №2. <https://doi.org/10.25313/2520-2294-2022-2-7921>
36. Q&A: What Is Forecasting? Definition, Methods and Examples. *Indeed*. URL: <https://www.indeed.com/career-advice/career-development/what-is-forecasting>
37. BEATTIE A. What Is Business Forecasting? Definition, Methods, and Model. *Investopedia*. URL: <https://www.investopedia.com/articles/financial-theory/11/basics-business-forecasting.asp>.

ДОДАТКИ



ДОДАТОК А

Прогноз цін на серпень 2022 – квітень 2023 року товарообігу

Період (Травень 2022 - Квітень 2023)	НАЇВНИЙ МЕТОД											
	травень	червень	липень	серпень	вересень	жовтень	листопад	грудень	січень	лютий	березень	квітень
Товарообіг (фактичне значення)	782497	791772	1905521	1228713	1278175	1283346	1335161	1561188	1630622	1538319	1662195	1733555
Товарообіг (прогнозоване значення)		782497	791772	1905521	1228713	1278175	1283346	1335161	1561188	1630622	1538319	1662195
Помилка MFE		9275	1113749	-676808	49462	5171	51815	226027	69434	-92303	123876	71360
Помилка MAD	226298,1818	9275	1113749	676808	49462	5171	51815	226027	69434	92303	123876	71360
Помилка MSE	1,62602E+11											
Помилка MAPE	14%	0,011714	0,584485	0,5508268	0,038697	0,00403	0,03881	0,14478	0,04258	0,06	0,07452555	0,04116
Фастфуд (фактичне значення)		933	2108	2455	2811	2722	2510	2898	2853	2027	2911	3573
Фастфуд (прогнозоване значення)	617	617	933	2108	2455	2811	2722	2510	2898	2853	2027	2911
Помилка MFE		316	1175	347	356	-89	-212	388	-45	-826	884	662
Помилка MAD	481,8181818	316	1175	347	356	-89	-212	388	-45	-826	884	662
Помилка MSE	348639,6364											
Помилка MAPE	21%	0,338692	0,5574	0,1413442	0,126645	0,0327	0,08446	0,13389	0,01577	0,4075	0,30367571	0,18528
Кава та чай (фактичне значення)	3015	3010	3404	3938	4874	4461	5237	6687	6060	4947	5712	5445
Кава та чай (прогнозоване значення)		3015	3010	3404	3938	4874	4461	5237	6687	6060	4947	5712
Помилка MFE		-5	394	534	936	-413	776	1450	-627	-1113	765	-267
Помилка MAD	661,8181818	5	394	534	936	-413	776	1450	-627	-1113	765	-267
Помилка MSE	589106,3636											
Помилка MAPE	13%	0,001661	0,115746	0,1356018	0,192039	0,09258	0,14818	0,21684	0,10347	0,22498	0,13392857	0,04904
Вино (фактичне значення)	156	192	221	326	304	255	279	358	389	270	286	294
Вино (прогнозоване значення)		156	192	326	304	255	279	358	389	270	286	294
Помилка MFE		36	29	105	-22	-49	24	79	31	-119	16	8
Помилка MAD	47,09090909	36	29	105	-22	-49	24	79	31	-119	16	8
Помилка MSE	3482,363636											
Помилка MAPE	17%	0,1875	0,131222	0,3220859	0,072368	0,19216	0,08602	0,22067	0,07969	0,44074	0,05594406	0,02721
Омивачі (фактичне значення)	120	142	158	180	186	302	923	778	1328	739	273	342
Омивачі (прогнозоване значення)		120	142	158	180	302	923	778	1328	739	273	342
Помилка MFE		22	16	22	6	116	621	-145	550	-589	-466	69
Помилка MAD	238,3636364	22	16	22	6	116	621	-145	550	-589	-466	69
Помилка MSE	117520											
Помилка MAPE	43%	0,15493	0,101266	0,1222222	0,0322258	0,38411	0,67281	0,18638	0,41416	0,79702	1,70695971	0,20175

ДОДАТОК Б

Прогноз на липень 2022 – квітень 2023 року товарообігу

Період (Травень 2022 - Квітень 2023)	КОВЗНЕ СЕРЕДНЕ											
	травень	червень	липень	серпень	вересень	жовтень	листопад	грудень	січень	лютий	березень	квітень
Товарообіг (фактичне значення)	782497	791772	1905521	1228713	1278175	1283346	1335161	1561188	1630622	1538319	1662195	1733555
Товарообіг (прогнозоване значення)												
Помилка MFE			787134,5	1348647	1567117	1253444	1280761	1309254	1448175	1595905	1584471	1600257
Помилка MAD			1118387	-119934	-288942	29902	54400,5	251935	182448	-57586	77724,5	133298
Помилка MSE	231455,5		1118387	119934	288942	29902	54400,5	251935	182448	57586	77724,5	133298
Помилка MAPE	1476E+11											
	14%		0,586919	0,09761	0,22606	0,0233	0,04074	0,16137	0,11189	0,03743	0,04676	0,07689
Фастфуд (фактичне значення)	617	933	2108	2455	2811	2722	2510	2898	2853	2027	2911	3573
Фастфуд (прогнозоване значення)			775	1520,5	2281,5	2633	2766,5	2616	2704	2875,5	2440	2469
Помилка MFE			1333	934,5	529,5	89	-256,5	282	149	-848,5	471	1104
Помилка MAD	599,7		1333	934,5	529,5	89	256,5	282	149	848,5	471	1104
Помилка MSE	526659,7											
Помилка MAPE	24%		0,632353	0,38065	0,18837	0,0327	0,10219	0,09731	0,05223	0,4186	0,1618	0,30898
Кава та чай (фактичне значення)	3015	3010	3404	3938	4874	4461	5237	6687	6060	4947	5712	5445
Кава та чай (прогнозоване значення)			3012,5	3143	3341,75	3648,2	3783,67	3991,29	4328,25	4520,67	4563,3	4667,73
Помилка MFE			391,5	795	1532,25	812,8	1453,33	2695,71	1731,75	426,333	1148,7	777,273
Помилка MAD	1176,4654		391,5	795	1532,25	812,8	1453,33	2695,71	1731,75	426,333	1148,7	777,273
Помилка MSE	1827716,7											
Помилка MAPE	22%		0,115012	0,20188	0,31437	0,1822	0,27751	0,40313	0,28577	0,08618	0,2011	0,14275
Вино (фактичне значення)	156	192	221	326	304	255	279	358	389	270	286	294
Вино (прогнозоване значення)			174	206,5	273,5	315	279,5	267	318,5	373,5	329,5	278
Помилка MFE			47	119,5	30,5	-60	-0,5	91	70,5	-103,5	-43,5	16
Помилка MAD	58,2		47	119,5	30,5	60	0,5	91	70,5	103,5	43,5	16
Помилка MSE	4713,15											
Помилка MAPE	19%		0,21267	0,36656	0,10033	0,23529	0,00179	0,25419	0,18123	0,38333	0,1521	0,05442
Оливачі (фактичне значення)	120	142	158	180	186	302	923	778	1328	739	273	342
Оливачі (прогнозоване значення)			131	150	169	183	244	612,5	850,5	1053	1033,5	506
Помилка MFE			27	30	17	119	679	165,5	477,5	-314	-760,5	-164
Помилка MAD	275,35		27	30	17	119	679	165,5	477,5	314	760,5	164
Помилка MSE	143636,88											
Помилка MAPE	58%		0,170886	0,16667	0,0914	0,39404	0,73564	0,21272	0,35956	0,4249	2,78571	0,47953

ДОДАТОК В

Прогноз на серпень 2022 – квітень 2023 року товарообігу

Період (Травень 2022 - квітень 2023)	ЗВАЖЕНЕ КОВЗНЕ СЕРЕДНЄ											
	травень	червень	липень	серпень	вересень	жовтень	листопад	грудень	січень	лютий	березень	квітень
Товарообіг (фактичне значення)	782497	791772	1905521	1228713	1278175	1283346	1335161	1561188	1630622	1538319	1662195	1733555
Товарообіг (прогнозоване значення)		782497	791772	1346791,5	1344367	1388806	1270868	1308219	1437812	1550700	1570584	1618718
Помилка MFE				-118078,5	-66192	-105460	64292,9	252969	192811	-12381	91611,3	114837
Помилка MAD	194695,97	9275	1113749	118078,5	66192,2	105460	64292,9	252969	192811	12380,6	91611,3	114837
Помилка MSE	1,27E+11	9275	1113749	118078,5	66192,2	105460	64292,9	252969	192811	12380,6	91611,3	114837
Помилка MAPE	12%	0,01171	0,584485	0,0960993	0,05179	0,08218	0,04815	0,16204	0,11824	0,00805	0,05511	0,06624
Фастфуд (фактичне значення)	617	933	2108	2455	2811	2722	2510	2898	2853	2027	2911	3573
Фастфуд (прогнозоване значення)		617	933	1457,3	2046,5	2563,6	2695,3	2633,8	2746,4	2797,9	2449	2634,2
Помилка MFE		316	1175	997,7	764,5	158,4	-185,3	264,2	106,6	-770,9	462	938,8
Помилка MAD	558,12727	316	1175	997,7	764,5	158,4	185,3	264,2	106,6	770,9	462	938,8
Помилка MSE	444546,79	316	1175	997,7	764,5	158,4	185,3	264,2	106,6	770,9	462	938,8
Помилка MAPE	24%	0,33869	0,5574	0,4063951	0,27197	0,05819	0,07382	0,09117	0,03736	0,38032	0,15871	0,26275
Кава та чай (фактичне значення)	3015	3010	3404	3938	4874	4461	5237	6687	6060	4947	5712	5445
Кава та чай (прогнозоване значення)		3015	3010	3208	3592,2	4299,2	4480,3	4931,6	5806,8	6083,5	5628,9	5552,1
Помилка MFE		-5	394	730	1281,8	161,8	756,7	1755,4	253,2	-1136,5	83,1	-107,1
Помилка MAD	605,87273	5	394	730	1281,8	161,8	756,7	1755,4	253,2	1136,5	83,1	107,1
Помилка MSE	671408,55	5	394	730	1281,8	161,8	756,7	1755,4	253,2	1136,5	83,1	107,1
Помилка MAPE	12%	0,00166	0,115746	0,1853733	0,26299	0,03627	0,14449	0,26251	0,04178	0,22974	0,01455	0,01967
Вино (фактичне значення)	156	192	221	326	304	255	279	358	389	270	286	294
Вино (прогнозоване значення)		156	192	199,3	267,7	294	283,9	276,8	313,7	357,7	323,3	301,8
Помилка MFE		36	29	126,7	36,3	-39	-4,9	81,2	75,3	-87,7	-37,3	-7,8
Помилка MAD	51,018182	36	29	126,7	36,3	39	4,9	81,2	75,3	87,7	37,3	7,8
Помилка MSE	3859,9582	36	29	126,7	36,3	39	4,9	81,2	75,3	87,7	37,3	7,8
Помилка MAPE	17%	0,1875	0,131222	0,3886503	0,11941	0,15294	0,01756	0,22682	0,19357	0,32481	0,13042	0,02653
Омивачі (фактичне значення)	120	142	158	180	185	302	923	778	1328	739	273	342
Омивачі (прогнозоване значення)		120	142	145,6	165,8	178,6	242,8	589,3	726,3	1082	923,5	623,8
Помилка MFE		22	16	34,4	20,2	123,4	680,2	188,7	601,7	-343	-650,5	-281,8
Помилка MAD	269,26364	22	16	34,4	20,2	123,4	680,2	188,7	601,7	343	650,5	281,8
Помилка MSE	136146,19	22	16	34,4	20,2	123,4	680,2	188,7	601,7	343	650,5	281,8
Помилка MAPE	55%	0,15493	0,101266	0,1911111	0,1086	0,40861	0,73694	0,24254	0,45309	0,46414	2,38278	0,82398

ДОДАТОК Г

Прогноз на серпень 2022 – квітень 2023 року товарообігу

Період (Травень 2022 – Квітень 2023)	ЕКСПОНЕНЦІЙНЕ ЗГЛАДЖУВАННЯ												0,5
	травень	червень	липень	серпень	вересень	жовтень	листопад	грудень	січень	лютий	березень	квітень	
Товарообіг (фактичне значення)	782497	791772	1905521	1228713	1278175	1283346	1335161	1561188	1630622	1538319	1662195	1733555	
Товарообіг (прогнозоване значення)													
Помилка MFE		782497	787134,5	1346328	1287520	1282848	1283097	1309129	1435158	1532890	1535605	1598900	
Помилка MAD		9275	1118386,5	-117615	-9345,4	498,313	52064,2	252059	195464	5428,77	126590	134655	
Помилка MSE		9275	1118386,5	117615	9345,38	498,313	52064,2	252059	195464	5428,77	126590	134655	
Помилка MAPE	11%	0,01171	0,586919	0,09572	0,00731	0,00039	0,03899	0,16145	0,11987	0,00353	0,07616	0,07768	
Фастфуд (фактичне значення)	617	933	2108	2455	2811	2722	2510	2898	2853	2027	2911	3573	0,9
Фастфуд (прогнозоване значення)													
Помилка MFE		617	901,4	1987,34	2408,23	2770,72	2726,87	2531,69	2861,37	2853,84	2109,68	2830,87	
Помилка MAD		316	1206,6	467,66	402,766	-48,723	-216,87	366,313	-8,3687	-826,84	801,316	742,132	
Помилка MSE		316	1206,6	467,66	402,766	48,7234	216,872	366,313	8,36872	826,837	801,316	742,132	
Помилка MAPE	22%	0,33869	0,5723909	0,19049	0,14328	0,0179	0,0864	0,1264	0,00293	0,40791	0,27527	0,20771	
Кава та чай (фактичне значення)	3015	3010	3404	3938	4874	4461	5237	6687	6060	4947	5712	5445	0,6
Кава та чай (прогнозоване значення)													
Помилка MFE		-5	392	690,8	1212,32	71,928	804,771	1771,91	81,7634	-1080,3	332,882	-133,85	
Помилка MAD		5	392	690,8	1212,32	71,928	804,771	1771,91	81,7634	1080,29	332,882	133,847	
Помилка MSE													
Помилка MAPE	12%	0,00166	0,1151586	0,17542	0,24873	0,01612	0,15367	0,26498	0,01349	0,21837	0,05828	0,02458	
Вино (фактичне значення)	156	192	221	326	304	255	279	358	389	270	286	294	0,7
Вино (прогнозоване значення)													
Помилка MFE		156	181,2	209,06	290,918	300,075	268,523	275,857	333,357	372,307	300,692	290,408	
Помилка MAD		36	39,8	116,94	13,082	-45,075	10,4774	82,1432	55,643	-102,31	-14,692	3,59236	
Помилка MSE		36	39,8	116,94	13,082	45,0754	10,4774	82,1432	55,643	102,307	14,6921	3,59236	
Помилка MAPE	16%	0,1875	0,1800905	0,35871	0,04303	0,17677	0,03755	0,22945	0,14304	0,37892	0,05137	0,01222	
Омивачі (фактичне значення)	120	142	158	180	186	302	923	778	1328	739	273	342	0,9
Омивачі (прогнозоване значення)													
Помилка MFE		120	139,8	156,18	177,618	185,162	290,316	859,732	786,173	1273,82	792,482	324,948	
Помилка MAD		22	18,2	23,82	8,382	116,838	632,684	-81,732	541,827	-534,82	-519,48	17,0518	
Помилка MSE		22	18,2	23,82	8,382	116,838	632,684	81,7316	541,827	534,817	519,482	17,0518	
Помилка MAPE	43%	0,15493	0,1151899	0,13233	0,04506	0,38688	0,68546	0,10505	0,408	0,7237	1,90286	0,04986	

ДОДАТОК Д

Прогноз на наступний рік для загального значення товарообігу

Період (Травень 2022 - Квітень 2023)	TREND PROJECTION											
	травень	червень	липень	серпень	вересень	жовтень	листопад	грудень	січень	лютий	березень	квітень
Товарообіг (фактичне значення)	782497	791772	1905521	1228713	1278175	1283346	1335161	1561188	1630622	1538319	1662195	1733555
Товарообіг (прогнозоване значення)	1035881,7	1101040,5	1166199	1231358	1296517	1361676	1426835	1491994	1557152	1622311	1687470	1752629
Помилка MFE		-309268,53	739322	-2645,2	-18342	-78330	-91674	69194,4	73469,6	-83992	-25275	-19074
Помилка MAD	137326,04	309268,53	739322	2645,22	18342,1	78329,9	91673,8	69194,4	73469,6	83992,3	25275,1	19074
Помилка MSE	6,14E+10											
Помилка MAPE	10%	0,390603	0,38799	0,00215	0,01435	0,06104	0,06866	0,04432	0,04506	0,0546	0,01521	0,011
Фастфуд (фактичне значення)	617	933	2108	2455	2811	2722	2510	2898	2853	2027	2911	3573
Фастфуд (прогнозоване значення)	1372,2051	1553,289	1734,37	1915,46	2096,54	2277,62	2458,71	2639,79	2820,88	3001,96	3183,04	3364,13
Помилка MFE		-620,28904	373,627	539,543	714,459	444,375	51,2914	258,207	32,1235	-974,96	-272,04	208,872
Помилка MAD	408,16296	620,28904	373,627	539,543	714,459	444,375	51,2914	258,207	32,1235	974,96	272,044	208,872
Помилка MSE	241990,99											
Помилка MAPE	20%	0,6648328	0,17724	0,21977	0,25417	0,16325	0,02043	0,0891	0,01126	0,48099	0,09345	0,05846
Кава та чай (фактичне значення)	3015	3010	3404	3938	4874	4461	5237	6687	6060	4947	5712	5445
Кава та чай (прогнозоване значення)	3219,5385	3494,6224	3769,71	4044,79	4319,87	4594,96	4870,04	5145,13	5420,21	5695,29	5970,38	6245,46
Помилка MFE		-484,62238	-365,71	-106,79	554,126	-133,96	366,958	1541,87	639,79	-748,29	-258,38	-800,46
Помилка MAD	545,54164	484,62238	365,706	106,79	554,126	133,958	366,958	1541,87	639,79	748,294	258,378	800,462
Помилка MSE	444891,91											
Помилка MAPE	11%	0,1610041	0,10743	0,02712	0,11369	0,03003	0,07007	0,23058	0,10558	0,15126	0,04523	0,14701
Вино (фактичне значення)	156	192	221	326	304	255	279	358	389	270	286	294
Вино (прогнозоване значення)	215,80769	227,02448	238,241	249,458	260,675	271,892	283,108	294,325	305,542	316,759	327,976	339,192
Помилка MFE		-35,024476	-17,241	76,542	43,3252	-16,892	-4,1084	63,6748	83,458	-46,759	-41,976	-45,192
Помилка MAD	43,108392	35,024476	17,2413	76,542	43,3252	16,8916	4,10839	63,6748	83,458	46,7587	41,9755	45,1923
Помилка MSE	2415,6654											
Помилка MAPE	14%	0,1824191	0,07801	0,23479	0,14252	0,06624	0,01473	0,17786	0,21455	0,17318	0,14677	0,15372
Омивачі (фактичне значення)	120	142	158	180	186	302	923	778	1328	739	273	342
Омивачі (прогнозоване значення)	151,58974	206,92191	262,254	317,586	372,918	428,251	483,583	538,915	594,247	649,579	704,911	760,244
Помилка MFE		-64,921911	-104,25	-137,59	-186,92	-126,25	439,417	239,085	733,753	89,4207	-431,91	-418,24
Помилка MAD	270,1602	64,921911	104,254	137,586	186,918	126,251	439,417	239,085	733,753	89,4207	431,911	418,244
Помилка MSE	113000,48											
Помилка MAPE	69%	0,4571966	0,65984	0,76437	1,00494	0,41805	0,47608	0,30731	0,55252	0,121	1,58209	1,22293

ДОДАТОК Ж

Сертифікат

COLLECTION OF SCIENTIFIC PAPERS
SCIENTIA

CERTIFICATE OF PARTICIPATION

Certificate provides at least 50 ECTS credits to awarded participants for every involved

Ryslana Matviychuk

participated in the III International Scientific and Theoretical Conference

MODERNIZATION OF TODAY'S SCIENCE: EXPERIENCE AND TRENDS

February 24, 2023
Singapore, Republic of Singapore



Scan the code to get access to the conference proceedings



The conference is included in the Academic Resource Index Research Catalog and UoA Elite Catalog (Certificate № 08 dated January 9th, 2023)



Head of the European Scientific Platform
Chairman of the Organizing committee
MARIA HOLDENBLAT



Conference proceedings are publicly available under terms of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

ДОДАТОК Е

Стаття



COLLECTION OF SCIENTIFIC PAPERS

SCIENTIA

24 February, 2023

Singapore, Republic of Singapore

**MODERNIZATION OF TODAY'S SCIENCE:
EXPERIENCE AND TRENDS**

III International Scientific and Theoretical Conference

Singapore, 2023

UDC 001(08)
M 78

<https://doi.org/10.36074/scientia-24.02.2023>



Chairman of the Organizing Committee: Holdenblat M.

Responsible for the layout: Bilous T.

Responsible designer: Bondarenko I.

M 78 **Modernization of today's science: experience and trends:** collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the III International Scientific and Theoretical Conference, February 24, 2023. Singapore, Republic of Singapore: European Scientific Platform.

ISBN 979-8-88862-111-0

DOI 10.36074/scientia-24.02.2023

Papers of participants of the III International Multidisciplinary Scientific and Theoretical Conference «Modernization of today's science: experience and trends», held on February 24, 2023 in Singapore are presented in the collection of scientific papers.



The conference is included in the Academic Research Index ReserchBib International catalog of scientific conferences and registered for holding on the territory of Ukraine in UKRISTEI (Certificate № 08 dated January 9th, 2023).

Conference proceedings are publicly available under terms of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC BY-SA 4.0).

UDC 001 (08)

© Participants of the conference, 2023

© Collection of scientific papers «SCIENTIA», 2023

© European Scientific Platform, 2023

ISBN 979-8-88862-111-0

CONTENT

SECTION 1.

ECONOMIC THEORY, MACRO- AND REGIONAL ECONOMY

ECONOMIC INTERPRETATION OF THE DEFINITION OF "HOSPITALITY": THE EXPERIENCE OF THE UNITED KINGDOM

Beliak A. 13

АНАЛІЗ ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПОРТНО-ІМПОРТНИХ ОПЕРАЦІЙ У ЗОВНІШНЬОЕКОНОМІЧНІЙ ДІЯЛЬНОСТІ (ЗЕД) В ПЕРІОД ВОЄННОГО СТАНУ В УКРАЇНІ

Заїка О.О. 16

ЕКОНОМІЧНА МОДЕРНІЗАЦІЯ БУДІВЕЛЬНОЇ ГАЛУЗІ УКРАЇНИ. ГЛОБАЛЬНІ ПРОБЛЕМИ ОНОВЛЕННЯ ЖИТЛОВОГО ФОНДУ В УМОВАХ ВІЙНИ

Філіппов О.В., Кириллов І.В., Шумак Л.В. 19

SECTION 2.

ENTREPRENEURSHIP, TRADE AND SERVICE SECTOR

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ В РОЗРОБЦІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ МАТЕМАТИЧНОГО АПАРАТУ

Данильчук О.М., Матвійчук Р.Д. 29

ОЦІНЮВАННЯ ВПЛИВУ ПОЗИКОВОГО ФІНАНСУВАННЯ ЕНЕРГОЗБЕРІГАЮЧИХ ПРОЄКТІВ НА ФІНАНСОВУ СТІЙКІСТЬ ПІДПРИЄМСТВ

Смельянов О.Ю. 36

ПРИЙНЯТТЯ БІЗНЕС-РІШЕНЬ ТА ОБГРУНТУВАННЯ СТРАТЕГІЙ РОЗВИТКУ ПІДПРИЄМСТВ В УМОВАХ ВИНИКНЕННЯ КРИЗОВИХ СИТУАЦІЙ

Кривов'язюк І.В. 39

SECTION 3.

FINANCE AND BANKING; TAXATION, ACCOUNTING AND AUDITING

ENSURING SUSTAINABLE GROWTH AND HIGH COMPETITIVENESS OF THE UKRAINIAN ECONOMY IN THE GLOBAL ECONOMIC SPACE

Korniienko T.O., Vinnytska O.A. 43

MULTIPLICATIVE EFFECT OF FISCAL IMPULSE

Markovych I. 46

ДЕРЖАВНИЙ БЮДЖЕТ УКРАЇНИ В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ

Курасдова Д.П., Плсшаківа Н.А. 47

SECTION 2.

ENTREPRENEURSHIP, TRADE AND SERVICE SECTOR

Данильчук Оксана Миколаївна 

канд. пед. наук, доцент кафедри прикладної математики та кібербезпеки
факультету інформаційних та прикладних технологій
Донецький національний університет імені Василя Стуса, Україна

Матвійчук Руслана Дмитрівна

здобувач вищої освіти
факультету інформаційних та прикладних технологій
Донецький національний університет імені Василя Стуса, Україна

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ В РОЗРОБЦІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ МАТЕМАТИЧНОГО АПАРАТУ

Для будь-якої компанії на кожному етапі розвитку важливі професійні компетенції її керівника. Від цього залежить багато: швидкість зростання рівня прибутку, імідж компанії, кількість клієнтів, атмосфера всередині, тощо. У сьогоднішніх реаліях вираз «успішний керівник» визначають, як людину, що уміє надихати інших, вести їх до досягнення поставлених цілей і здатний переконати членів своєї команди без коливачь прийняти свої життєві цінності. Але, крім того, що ця людина повинна бути хорошим психологом, вміти знаходити спільну мову з клієнтами, мотивувати персонал, створювати репутацію компанії, вона також повинна розумітися на плануванні, прогнозуванні, вміти чітко та холодно розраховувати свої подальші дії. Навіть у реаліях повномасштабної війни, прогнозування – важлива складова успішного керівництва. Тому вміння застосувати свої математичні компетентності, знати, який апарат для автоматизації процесів прийняття рішень та прогнозування, використати – основне питання цього дослідження.

Розпочнемо з того, що прогнозування – це процес передбачення майбутнього на основі минулих і теперішніх даних. Найчастіше це відбувається при аналізі тенденцій того, чи іншого процесу, наприклад, оцінка деяких змінних (плинність кадрів, зростання чи зменшення прибутку, кількість закритих проєктів, тощо), що представляє інтерес для певної дати у майбутньому [1].

Метою прогнозування управлінських рішень є отримання науково обґрунтованих варіантів тенденцій розвитку окремих показників якості, елементів витрат та інших показників, що використовуються при розробці перспективних планів та проведенні науково-дослідних робіт, а також розвитку всієї системи менеджменту. Найскладнішим у системі менеджменту є прогнозування якості та витрат [3].

Фокус при прогнозуванні спрямований на ризик та невизначеність, багато джерел наголошує на важливості вказувати ступінь невизначеності, пов'язаної з конкретними прогнозами. Та головне – актуальність інформації, щоб аналіз був максимально точним.

Успіх прогнозування залежить в основному від: кількості та якості інформації про прогнозований процес (об'єкт), формулювання та постановки задачі прогнозування та методу її вирішення, наявності ефективного математичного апарату. Якщо ці умови відсутні, прогнозування може стати неточним або, взагалі, неможливим.

Головними різновидами прогнозів по різних сферах є:

- економічні (прогнозування загального стану локальної чи глобальної економіки, зростання чи зниження прибутку);
- технологічні (прогнозування змін у технологічній сфері, визначення доцільності вводити чи використовувати інновації);
- прогнози ринку (визначення та аналіз стратегій та тактик конкурентів);
- прогнози на основі соціологічних опитувань загальні чи всередині компанії;
- соціальні (аналіз зміни соціуму, тенденцій, поглядів на життя, пріоритетів)[2].

Звичайно для кожної сфери, кожної унікальної ситуації не можна використовувати один і той самий метод прогнозування, тому їх також поділяють на неформальні (залучаються різноманітні джерела інформації, немає чіткого розуміння точності та правдивості даних), кількісні (прогнозування відбувається на основі тенденцій, статистичних даних, створюється кількісна модель для подальшої роботи) та якісні (якщо відсутня якісна інформація, а використання кількісних методів є складним або дороговартісним, то керівництво звертається за думкою експертів, працівників та цікавиться очікуваннями споживачів) [2].

Також відмінності у видах прогнозів пов'язані з терміном, на який робиться прогноз. Деякі аспекти можна визначити на найближчий тиждень, деякі на найближчі декілька місяців, а деякі – на декілька років вперед. Тому розрізняють:

- довгострокове прогнозування – як правило, виконується на високих рівнях в організації. Часові рамки зазвичай вважаються довшими, ніж 2 роки, але через високий ступінь невизначеності в цьому випадку необхідні детальні знання про продукти та ринки. Зазвичай це стосується нових продуктів, що виходять на ринок, створення нових технологій та відкриття нових підприємств. Для такого типу прогнозування історичні дані часто відсутні, а рівень невизначеності та ризику високий;

- середньострокове прогнозування – знаходиться в часовому проміжку від декількох місяців до двох років. У цей період ефективно використовувати як кількісне, так і якісне прогнозування;

- короткострокове прогнозування ранжується від щоденного до прогнозованого на декілька місяців вперед. Ці прогнози використовуються для прийняття оперативних рішень, таких як планування запасів, замовлення та планування робочої сили. Зазвичай у цьому періоді часу використовуються кількісні методи, такі як аналіз часових рядів [4].

Дуже часто керівники забувають саме про кількісний метод прогнозування, адже він потребує математичних вмінь та навичок, наявності точних даних, зосередженості та використання математичного апарату. Отож, якщо розбирати детальніше, моделі кількісного прогнозування використовуються для прогнозування майбутніх даних як функції минулих даних. Їх доцільно використовувати, коли доступні минулі числові дані та коли розумно припустити, що деякі закономірності в них, як очікується, збережуться в майбутньому. Як було зазначено раніше, їх використовують для коротко- та середньострокового прогнозування.

Деякими прикладами кількісних методів прогнозування є каузальні (економетричні) методи прогнозування, попит за останній період (наївний), прості та зважені ковзні середні за n -період і просте експоненціальне згладжування, які класифікуються як методи часових рядів. Моделі кількісного прогнозування часто порівнюють одна з одною шляхом порівняння показників ефективності їх точності. Деякі з цих показників включають середнє абсолютне відхилення (MAD – Mean Absolute Deviation), середню квадратичну помилку (MSE – Mean Square Error) і середню абсолютну відсоткову помилку (MAPE – Mean Absolute Percentage Error) [4].

Прийчинно-наслідкові (економетричні) методи прогнозування (ступінь). Такі методи спрямовані на аналіз того, що може вплинути на досліджувану зміну. Це можуть бути

кліматичні, сезонні зміни, зростання чи спадання попиту на певний товар в святкові періоди, зміни вподобань певної соціальної групи через рушійну силу політичних, економічних чи соціальних подій. Наприклад, включення інформації про кліматичні моделі може покращити здатність моделі прогнозувати продажі парасольок, також можна передбачити, що продажі футбольного одягу здобувачів будуть вищими під час футбольного сезону, ніж у міжсезоння.

Іноді прогнози в таких випадках покладаються лише на математичні алгоритми. Деякі прогнози враховують минулі зв'язки між змінними: якщо одна змінна, наприклад, була лінійно пов'язана з іншою протягом тривалого періоду часу, може бути доречним екстраполювати такий зв'язок на майбутнє, не обов'язково розуміючи причини відносин. Тому найвідомішою з причинно-наслідкових моделей є регресійна. У статистичному моделюванні регресійний аналіз – це набір статистичних процесів для оцінки зв'язків між змінними. Він включає в себе багато методів для моделювання та аналізу кількох змінних, коли фокус зосереджується на зв'язку між залежною змінною та однією або декількома незалежними змінними (або «прогнозуєчними»), він допомагає зрозуміти, як змінюється типове значення залежної змінної (або «критеріальної змінної»), коли будь-яка з незалежних змінних змінюється, тоді як інші незалежні змінні залишаються фіксованими [1].

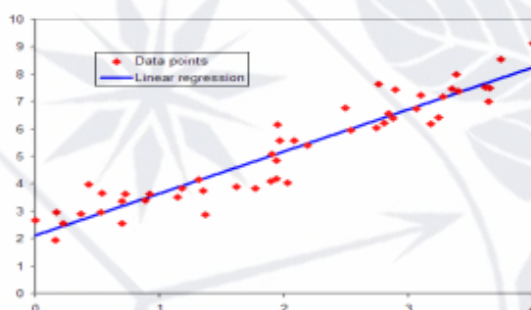


Рис. 1. Приклад регресійного аналізу

Як було зазначено вище, серед причин, на які варто звертати увагу при прогнозуванні, є зміни попиту пов'язані з різними явищами. Корисним механізмом є побудова графіків зміни попиту на товари чи послуги, які надає компанія. Серед них часто можна знайти такі закономірності: тенденція, цикл, сезонність, нерегулярність, випадкові варіації. Графік як один з математичних технологій допоможе відслідкувати зміни та їхні причини.

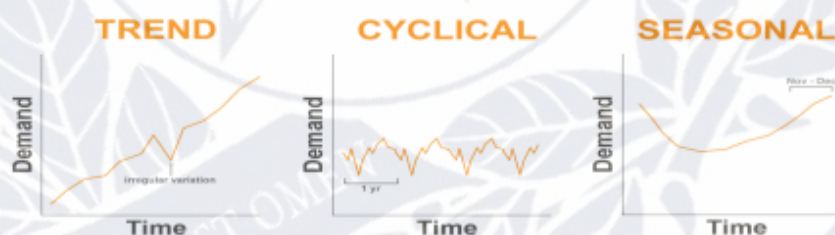


Рис. 2. Діаграми тенденції, циклічних та сезонних моделей попиту.

Методи часових рядів використовують історичні дані як основу для оцінки майбутніх результатів. Часовий ряд – це серія точок даних, проіндексованих (або перелічених або нанесених на графік) у часовому порядку. Найчастіше часовий ряд – це черговість, взята в послідовні однакові моменти часу. Таким чином, це послідовність даних дискретного часу [4].

Серед наявних методів числових рядів виділяють: наївний метод, метод ковзного середнього, зважене ковзне середнє, експоненціальне згладжування.

Наївний метод – найпростіший метод прогнозування, який полягає у тому, що передбачення на наступний період дорівнює значенню, яке отримали попереднього періоду. Метод не є ефективним, але його можна використовувати у ролі еталону для оцінки та порівняння інших методів. Для прикладу: якщо в січні місяці автозаправна станція продала 1498 напоїв (кава та чай), то за цим методом в лютому місяці вона продасть таку ж кількість, далі таку ж в березні, квітні, тощо. Але реальні дані показують, що попит на напої почав зростати з приходом весни. Тому похибка прогнозування з кожним місяцем збільшується від 4% до 36%.

Продаж кави+чай, 2020	шт	1498	1557	1555	2029	2038	8677,00
Продаж кави+чай, 2021	шт	1433	1413	1535	1509	1522	7412,00
Порівняння %	%	96%	91%	99%	74%	75%	85%
Середньодобовий продаж, 2021	шт	46	49	50	50	49	49

Рис. 3. Дані продажу напоїв на автозаправній станції за січень-травень 2020 та 2021 років

Пр-т Миру							
		Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Всього
ПРОГНОЗУВАННЯ (НАЇВНИЙ МЕТОД)		1498	1498	1498	1498	1498	7490,00
ПОХИБКА		0%	4%	4%	35%	36%	16%
Продаж кави+чай, 2020	шт	1498	1557	1555	2029	2038	8677,00
Продаж кави+чай, 2021	шт	1433	1413	1535	1509	1522	7412,00
Порівняння %	%	96%	91%	99%	74%	75%	85%
Середньодобовий продаж, 2021	шт	46	49	50	50	49	49

Рис. 4. Приклад наївного методу

Метод ковзного середнього. У цьому методі ми беремо середнє значення останніх n періодів і використовуємо його як прогноз на наступний період. Значення n може бути визначено керівництвом для досягнення більш точного прогнозу. Для прикладу знову аналізуємо продажі напоїв, значення $n=2$. Для визначення прогнозованого значення кількості напоїв, починаючи з березня, ми будемо суму попередніх ділити на значення n . В порівнянні з методом наївного прогнозування спостерігаємо деяке зменшення похибки, особливо в прогнозуванні травня місяця похибка становить лише 14% замість 36% в попередніх обчисленнях.

		Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Всього
ПРОГНОЗУВАННЯ з березня (МЕТОД КОВЗНОГО СЕРЕДНЬОГО)		1498	1557	1527,5	1556	1792	7930,50
ПОХИБКА				2%	30%	14%	9%
Продаж кави+чай, 2020	шт	1498	1557	1555	2029	2038	8677,00
Продаж кави+чай, 2021	шт	1433	1413	1535	1509	1522	7412,00
Порівняння %	%	96%	91%	99%	74%	75%	85%
Середньодобовий продаж, 2021	шт	46	49	50	50	49	49

Рис. 5. Приклад методу ковзного середнього

Січень	Лютий	Березень	Квітень
1498	1498	$=(R[2]C[-2]+R[2]C[-1])/2$	
		2%	30%
1498	1557	1555	2029

Рис. 5. Формула для методу ковзного середнього

Зважене ковзне середнє. Цей метод такий самий, як попередній, але з додаванням ваги для кожного з останніх n періодів. На практиці ці ваги потрібно визначати таким чином, щоб створити найбільш точний прогноз. Для прикладу прогноз розпочнемо з квітня, а попередній місяць (березень) помітимо вагою в 3 бали, два місяці назад (в лютому) вага буде 2 бали, а три місяці назад (в січні) вага лише 1 бал. Щоб розрахувати кількість проданих напоїв за квітень, додаємо значення в січні, лютому та березні, кожен з яких помножений на свою вагу, та ділимо суму на суму ваг, тобто на 6. Розрахувавши похибку, можемо спостерігати, що цей метод не дозволяє точно спрогнозувати попит на наступні місяці.

Пр-т Миру		Вага - 1 бал		Вага - 2 бали		Вага - 3 бали					
		Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Червень	Липень	Серпень	Всього	
ПРОГНОЗУВАННЯ з березня (МЕТОД ЗВАЖЕНОГО КОВЗНОГО СЕРЕДНЬОГО)		1498	1557	1555	1546,16667	1550,91667	1550,01389	1549,67961	1549,99421	12356,77	
ПОХИБКА					31%	31%	37%	88%	81%	34%	
Продаж на квітень, 2020		шт	1498	1557	1555	2029	2038	2128	2907	2811	16523,00

Рис. 6. Приклад методу зваженого ковзного середнього

Вага - 1 бал	Вага - 2 бали	Вага - 3 бали		
Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень
1498	1557	1555	1546,16667	1549,7
		=((ABS(R[-1]C-R[1]C)/R[-1]C)*100%)		
1498	1557	1555	2029	2038

Рис. 7. Формула для методу зваженого ковзного середнього

Експоненціальне згладжування. Цей метод використовує комбінацію останнього фактичного попиту та останнього прогнозу для створення прогнозу на наступний період. Використання цього методу має ряд переваг. Це часто може призвести до більш точного прогнозу. Він дозволяє прогнозам швидко реагувати на нові тенденції чи зміни. Перевага експоненціального згладжування полягає в тому, що воно не потребує великої кількості історичних даних. Експоненціальне згладжування вимагає використання коефіцієнта згладжування, який називається Альфа (α), її значення повинно бути в межах від 0 до 1. Вибрана альфа визначатиме, наскільки швидко прогноз реагує на зміни попиту. Його також називають фактором згладжування [4].

Для прикладу розглянемо варіації різних факторів згладжування: $\alpha = 0,3$; $\alpha = 0,01$; $\alpha = 0,9$. Як бачимо для наших даних збільшення коефіцієнту дозволяє отримати точніший прогноз. Формула розрахунку полягає в тому, що до попереднього прогнозованого

значення додаємо фактор згладжування помножений на різницю фактичного та прогнозованого значення за попередній місяці. Таким чином метод аналізує, яка була різниця між тим, що прогнозувалося і тим, що отримали в результаті, отже робиться фокус на тенденцію змін.

Пр-т Миру	$\alpha =$	0.3								
		Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Червень	Липень	Серпень	Всього
ПРОГНОЗУВАННЯ (МЕТОД ЕКСПОНЕНЦІАЛЬНОГО ЗГЛАДЖУВАННЯ)		1498	1498	1515,7	1527,49	1677,943	1785,9601	1888,57207	2194,10045	13585,77
ПОХИБКА			4%	3%	33%	21%	19%	54%	28%	22%
Продаж кавачай, 2020	шт	1498	1557	1555	2029	2038	2128	2907	2811	16523,00

Рис. 8. Приклад методу експоненціального згладжування для $\alpha = 0,3$

Пр-т Миру	$\alpha =$	0.01								
		Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Червень	Липень	Серпень	Всього
ПРОГНОЗУВАННЯ (МЕТОД ЕКСПОНЕНЦІАЛЬНОГО ЗГЛАДЖУВАННЯ)		1498	1498	1498,59	1499,1541	1504,45256	1509,78803	1515,97015	1529,88045	12053,84
ПОХИБКА			4%	4%	35%	35%	41%	92%	84%	37%
Продаж кавачай, 2020	шт	1498	1557	1555	2029	2038	2128	2907	2811	16523,00

Рис. 9. Приклад методу експоненціального згладжування для $\alpha = 0,01$

Пр-т Миру	$\alpha =$	0,9								
		Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Червень	Липень	Серпень	Всього
ПРОГНОЗУВАННЯ (МЕТОД ЕКСПОНЕНЦІАЛЬНОГО ЗГЛАДЖУВАННЯ)		1498	1498	1551,1	1554,61	1681,561	2032,3561	2118,63561	2828,14356	15062,21
ПОХИБКА			4%	0%	31%	3%	5%	37%	1%	10%
Продаж кавачай, 2020	шт	1498	1557	1555	2029	2038	2128	2907	2811	16523,00

Рис. 10. Приклад методу експоненціального згладжування для $\alpha = 0,9$

$\alpha =$	0,3					
	31	49	51	50	51	
	Січень	Лютий	Березень	Квітень	Травень	Червень
	1498	1498	1515,7	$=RC[-1]+0,3*(ABS(R[2]C[-1]-RC[-1]))$		
				33%	21%	19%
	1498	1557	1555	2029	2038	2128

Рис. 11. Формула для методу експоненціального згладжування

Порівнявши результати використання кожного з методів на реальних даних, можна прийти до висновку, що найвішній метод не враховує ніяких змін, тому взагалі не є ефективним. Особливо, коли ми говоримо про сезонні продукти чи послуги, наприклад, попит на морозиво в січні місяці не може бути рівним попиту на морозиво у липні. Методи ковзного середнього та зваженого ковзного середнього можуть бути корисними лише у короткостроковій перспективі, чим на довший період ми робимо розрахунок, тим більшу похибку спостерігаємо. Найефективнішим є метод експоненціального згладжування, адже він єдиний орієнтується на тенденцію при прогнозі. Головне правильно підібрати фактор згладжування, тоді можна отримати результат наближений до реального. Наприклад, при факторі згладжування в 0,9 ми отримали похибку прогнозування для серпня місяця лише в 1%, коли прогнозування розпочали за даними січня.

Спираючись на вище проведене дослідження та отриманні результати чітко можна прослідкувати важливість використання математичного апарату в управлінні особливо при прогнозуванні. Зазвичай, на практиці управлінець повинен аналізувати зміни ринку також через сезонні, економічні, суспільні процеси, але представлені методи дозволять проаналізувати тенденції, розробити план подальших дій та планувати зміни, спираючись на прогнози. Це дозволить ефективно організувати діяльність всіх відділів компанії, автоматизувати процеси, вміти приймати важливі рішення. Математичні методи – важлива складова успішного керівника та процвітання компанії.

Список використаних джерел:

1. Saylor Academy. Principles of Marketing. Forecasting. 2012.
2. URL: https://pidru4niki.com/12920522/menedzhment/metodi_prognozuvannya
3. URL: <https://studfile.net/preview/9277871/>
4. URL: <https://pressbooks.senecacollege.ca/operationsmanagement/chapter/forecasting/>

ДОДАТОК И

Сертифікат



ДОДАТОК К

Стаття



with the proceedings of the

II International Scientific and Theoretical Conference

**Scientific review of the
actual events, achievements
and problems**

31.05.2024

Berlin, Federal Republic of Germany

Berlin, 2024

UDC 082:001
S 40

 <https://doi.org/10.36074/scientia-31.05.2024>



Chairman of the Organizing Committee: Goldenblat M.

Responsible for the layout: Bilous T.

Responsible designer: Bondarenko I.

S 40 **Scientific review of the actual events, achievements and problems:** collection of scientific papers «SCIENTIA» with Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference, May 31, 2024. Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research.

ISBN 979-8-88955-763-0 (series)  Bowker

DOI 10.36074/scientia-31.05.2024

Papers of participants of the II International Multidisciplinary Scientific and Theoretical Conference «Scientific review of the actual events, achievements and problems», held on May 31, 2024 in Berlin are presented in the collection of scientific papers.

The conference is included in the Academic Research Index ReserchBib International catalog of scientific conferences and registered for holding on the territory of Ukraine in UKRISTEI (Certificate № 86 dated January 5th, 2024).



Conference proceedings are publicly available under terms of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC BY-SA 4.0) at the www.previous.scientia.report.

UDC 082:001

© Participants of the conference, 2024

© Collection of scientific papers «SCIENTIA», 2024

© NGO International Center of Scientific Research, 2024

ISBN 979-8-88955-763-0

CONTENT

SECTION 1.

ECONOMIC THEORY, MACRO- AND REGIONAL ECONOMY

TRANSFORMATION OF ECONOMIC THEORIES IN THE STUDY OF ENTERPRISE COMPETITIVENESS

Simavin P., Ivashchenko O. 13

«ЗЕЛЕНА ЕКОНОМІКА» – ШЛЯХ ДО СТАЛОГО РОЗВИТКУ ТА ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ ДЕРЖАВИ

Мерзляков А.В. 15

SECTION 2.

ENTREPRENEURSHIP, TRADE AND SERVICE SECTOR

ПОБУДОВА УЗАГАЛЬНЮЮЧОГО ІНДИКАТОРА ОЦІНЮВАННЯ
ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ РЕСУРСНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ
ІННОВАЦІЙНОГО РОЗВИТКУ ПІДПРИЄМСТВ

Гаврась Д.Р., Ємельянов О.Ю. 17

ПРОГНОЗУВАННЯ МАЙБУТНЬОГО: ОГЛЯД, МЕТОДИ, ТЕНДЕНЦІЇ ТА ВИКЛИКИ

Данильчук О.М., Матвійчук Р.Д. 20

БІЗНЕС-ПЛАН ЯК ІНСТРУМЕНТ УСПІШНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ СТАРТАПУ

Стратійчук В.М., Мілер Л.М. 25

SECTION 3.

FINANCE AND BANKING; TAXATION, ACCOUNTING AND AUDITING

ВИЗНАЧЕННЯ СУТНОСТІ ІНВЕСТИЦІЙ ЯК ЕКОНОМІЧНОЇ КАТЕГОРІЇ
ВІТЧИЗНЯНИМИ ТА ІНОЗЕМНИМИ ДОСЛІДНИКАМИ

Дрига Є.І. 31

ТРАНСФОРМАЦІЯ ПОДАТКОВОЇ СИСТЕМИ В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ

Ілашук С.А. 34

ПРОБЛЕМНІ АСПЕКТИ ТА НАПРЯМИ ПІДВИЩЕННЯ ІНФОРМАТИВНОСТІ
ФІНАНСОВОЇ ЗВІТНОСТІ ЯК ОСНОВИ ФІНАНСОВОГО АНАЛІЗУ

Пушкар І.В., Проскуріна Н.М., Скробіна Є. 36

ЗОВНІШНІ ЗАПОЗИЧЕННЯ МІСЦЕВИХ ТЕРИТОРІАЛЬНИХ ГРОМАД ЯК
ІНСТРУМЕНТ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОЗВИТКУ В УМОВАХ ВІЙНИ

Ющик Ю.В. 38

Данильчук Оксана Миколаївна 

канд. пед. наук, доцент кафедри прикладної математики та кібербезпеки
факультету інформаційних та прикладних технологій
Донецький національний університет імені Василя Стуса, Україна

Матвійчук Руслана Дмитрівна 

здобувачка IV курсу бакалаврату факультету інформаційних та прикладних технологій
Донецький національний університет імені Василя Стуса, Україна

ПРОГНОЗУВАННЯ МАЙБУТНЬОГО: ОГЛЯД, МЕТОДИ, ТЕНДЕНЦІЇ ТА ВИКЛИКИ

Прогнозування – це не новий розділ математики, він пройшов 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 Гуєра (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 досягнуто величезного прогресу завдяки прогнозуванню та розглядають можливі теми для подальшого розвитку [1].

У сфері економічного прогнозування є багато визнаних українських науковців і експертів. Головним аспектом прогнозування є прогнозування економічного зростання, інфляції, безробіття та інших економічних показників. Багато українських економістів які пов'язують свої роботи з економічним прогнозуванням це: Олег Усенко, який є провідним економічним експертом, який активно працює у галузі макроекономічного аналізу та прогнозування; Володимир Гринько – експерт в області фінансів та економіки, він також може мати внесок у прогнозуванні економічних показників; Ігор Буряк він спеціалізується на макроекономічному аналізі та моделюванні економічних процесів, що є важливими складовими економічного прогнозування; Олена Білан є експертом у галузі макроекономічного аналізу та у прогнозуванні економічного розвитку.

В останні десятиліття вирішальним є вплив технологічного прогресу, адже швидкий розвиток обчислювальної техніки дозволив аналізувати більші та складніші набори даних і стимулював інтерес до аналітики та науки про дані. У результаті набір методів для прогнозування збільшився в розмірі та витонченості. Комп'ютерні науки є лідерами завдяки таким методам, як нейронні мережі, застосування та використання штучного інтелекту та інші типи машинного навчання, які привертають велику увагу прогнозистів і осіб, які приймають рішення. Інші методи, у тому числі статистичні методи, такі як байєсівське прогнозування та складні регресійні моделі, також скористалися досягненнями в обчислювальній техніці [2, с.710].

Незважаючи на зацікавлення новими підходами до прогнозування, класичні методи не втрачають своєї актуальності. В загальному методи прогнозування поділяються на:

– 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;

– кількісні методи – базуються на математичних (кількісних) моделях і є об'єктивними за своєю природою. Вони значною мірою покладаються на математичні обчислення [3].

Розглянемо саме кількісні методи прогнозування. Вони поділяються на дві групи:

– Time-Series Models (часові ряди) – дані моделі розглядають минулі моделі даних і намагаються передбачити майбутнє на основі наявної інформації;

– 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 [3].

Серед методів часових рядів можна виокремити наступні:

– Naïve (наївний метод) – це метод, що використовує фактичне значення останнього періоду як прогноз. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівне фактичному значенню за минулий період A_t ;

– Simple Mean (Average) (просте середнє) – це метод, що використовує середнє значення всіх минулих даних як прогноз. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівне середньому значенню усіх минулих даних;

– Simple Moving Average (просте ковзне середнє) – це метод, використовує в якості прогнозу середнє значення вказаної кількості останніх спостережень, при цьому кожне спостереження отримує однакову вагу. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівне середньому значенню вказаної кількості попередніх прогнозів, де ми беремо кожне з однаковою вагою значущості;

– Weighted Moving Average (зважене ковзне середнє) – це метод, що використовує для прогнозу середнє значення вказаної кількості останніх спостережень, при цьому кожне спостереження отримує різну вагу. Тобто значення прогнозу на період $t + 1$ буде рівний середньозваженому значенню заданої кількості останніх спостережень;

– Exponential smoothing (експоненційне згладжування) – це метод, що використовує для прогнозу середньозважене значення, де значення вагів експоненційно зменшується зі старінням даних. Тобто значення прогнозу на період t буде розраховано таким чином:

Новий прогноз = Прогноз за останній період + (Фактичне значення за останній період – Прогноз за останній період).

Також дану формулу можна подати наступним чином:

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1}), \quad (1)$$

де:

F_t – прогнозоване значення;

F_{t-1} – прогноз за останній період;

α – коефіцієнт згладжування, значення якого є в межах від 0 до 1;

A_{t-1} – фактичне значення за останній період.

$$F_t = \alpha A_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-1} \quad (2)$$

де:

F_t – прогнозоване значення;

α – коефіцієнт згладжування, значення якого є в межах від 0 до 1;

A_{t-1} – фактичне значення за останній період.

Альтернативний варіант рівняння (1) – є більш зручним для користувача.

Для застосування даного методу респонденти повинні володіти інформацією про останнє фактичне значення попиту та останній прогноз.

Важливою особливістю цього методу є те, що прогнози будуть частково включати в себе кожен минулий фактичний результат. Окрім того, для цих минулих значень будуть надаватися різні ваги, до того ж старіші дані отримують менші ваги.

Trend Projection (Тенденція розвитку) – це підхід, що використовує метод найменших квадратів для того, щоб наблизити пряму лінію до даних.

Даний метод є версією технології лінійної регресії. Він створює пряму, що проходить максимально наближено до точок фактичних даних. Технічно цей метод намагається зменшити вертикальні відхилення точок від лінії тренду шляхом мінімізації значень квадратних відхилень точок від лінії. В кінцевому результаті, статистичні формули обчислюють нахил для лінії тренду (b) і точку, в якій пряма перетинає вісь Oy (значення a) [3]. Таким чином утворюється рівняння прямої:

$$y = a + bx, \quad (3)$$

де:

x – значення на горизонтальній осі (час);

y – значення на вертикальній осі (попит).

ARCH (авторегресійна умовно гетероскедастична модель) – це модель призначена для дисперсії часового ряду. Її використовують для опису мінливої та часто нестабільної дисперсії. Хоча дана модель може бути використана для опису дисперсії, що з часом поступово зростає, та найчастіше дану модель використовують в ситуаціях, коли відбуваються короткі періоди збільшення варіації. Такі моделі часто використовують в економічних та фінансових проблемах, що пов'язані зі збільшенням (чи зменшенням) інвестицій або акцій.

Через це припускається, що змінна, що прогнозується у таких випадках може бути як $y = \frac{(x_t - x_{t-1})}{x_{t-1}}$ – частка надходжень чи втрат з останнього моменту, так і $\log\left(\frac{x_t}{x_{t-1}}\right) = \log(x_t) - \log(x_{t-1})$ – логарифмом відношення фактичного значення в цей момент до фактичного значення в останній попередній момент часу.

Дану модель можна використовувати до будь-якого ряду, який має періоди збільшення або зменшення дисперсії [4].

Отже, серед методу часових рядів ми виокремили сім методів, що є базовими для цього підходу.

Перейдемо до другого підходу кількісного прогнозування, а саме до асоціативних моделей. Цей підхід визначає, що прогнозована змінна завжди взаємопов'язана з іншими змінними у бізнес-системі, тому прогнози повинні спиратися на ці асоціації [8]. Серед асоціативних моделей можна виділити наступні:

– Simple-linear regression model (Модель простої лінійної регресії) – це тип асоціативної моделі прогнозування, яка надає більш детальний прогноз шляхом вивчення того, як незалежна змінна корелюється із залежною змінною. Залежна змінна – це прогнозоване значення (наприклад продажі), а незалежна змінна (наприклад прибуток) визначає очікуване значення залежної змінної.

Модель простої лінійної регресії можна візуалізувати за допомогою графіку, показавши один показник на осі Ox , а інший – Oy .

Для цього скористаємося формулою:

$$y = bx + a, \quad (4)$$

де:

y – залежна змінна (прогнозований прибуток);

b – коефіцієнт нахилу (міра крутизни, тобто відношення кроку по Ox до зростання/спадання по Oy);

x – незалежна змінна;

a – перетин з віссю Oy (точка на осі Oy , через яку проходить пряма).

Крім знаходження зв'язку між продажами та прибутками даний метод демонструє швидкість зростання та зміну цієї швидкості, що допоможе при знаходженні шляхів максимізації прибутку.

Процес розрахунку лінійної регресії затратний процес по часу та енергії, тому можна скористатися статистичними програмами для того, щоб проаналізувати дані цим методом або скористатися такими мовами програмування, як Python та R [5].

– Multiple linear regression model (Модель множинної лінійної регресії) – цей підхід дотримується того ж самого принципу, що й проста лінійна регресія, за винятком того, що застосовує регресію до кількох різних змінних. Тому у випадках, коли на ефективність роботи бізнесу впливає більше, ніж одна змінна, можна дослідити зв'язок між двома чи більше незалежними змінними та однією залежною. Такий підхід допоможе отримати чітку картину ситуації та більш точний прогноз.

Аналогічно до попереднього методу модель множинної регресії є складною для виконання вручну, тому необхідно скористатися статистичним програмним забезпеченням [5].

На сьогодні завдяки технологічному прогресу існує багато нових методів для прогнозування. Їхня поява обумовлена необхідністю працювати та обробляти великі часові ряди даних, що є непростю 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, землеробстві, тощо.

Особливо активно в останні роки поширюються підходи з використання 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 [6].

2) Machine learning algorithms (Алгоритми машинного навчання). До таких алгоритмів відносяться: дерева рішень, випадкові ліси, посилення градієнту, тощо. Дані методи дозволяють аналізувати складні набори даних та ідентифікувати закономірності, що можуть давати прогнози з більшою точністю [6].

3) Neural Networks (Нейронні мережі). Вони характеризуються здатністю моделювати нестационарні, нелінійні, високо складні набори даних. Наразі нейронні мережі перебувають на передовій у більшості галузей науки [6].

4) Clustering-based forecasting (Прогнозування на основі кластеризації). Це 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 прогноуючу модель поверх кожного з кластерів [6].

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 [6].

Аналіз наукової літератури та інтернет-джерел допоміг з'ясувати, що методи, які використовують в процесі прогнозування інколи дають неповну картину економічному процесу. Тому більш ширший аналіз цих методів потрібно в першу чергу удосконалювати

та оптимізувати до ринку, тому що за прогнозуванням майбутнє. Варто наголосити на необхідності подальших наукових досліджень проблеми підвищення ефективності роботи із прогнозування. При виборі інструментарію прогнозування важливо правильно визначити, яким має бути результат отриманих прогнозів (опис певної ситуації чи розвитку подій або конкретні значення тих чи інших); наскільки тривалим у часі повинен бути горизонт прогнозування; який рівень похибки прогнозів допустимий для підприємства тощо. Тому вибір методів прогнозування є складною у методологічному відношенні проблемою, яка потребує подальших поглиблених наукових досліджень.

Список використаних джерел:

1. 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>
2. Petropoulos F., Apiletti D., Assimakopoulos V. et al (2022) Fore-casting: theory and practice. *Int J Forecast* 38(3):705–871.
3. Sanders N. *Forecasting Fundamentals*. Business Expert Press, 2016.
4. Santra R. Introduction to ARIMA Model. *Medium*. URL: <https://medium.com/@gnisantra/introduction-to-arima-model-c8925103f4c7>
5. Types of forecasting models. *Clockify*. URL: <https://clockify.me/forecasting-models>
6. Ebrahim Albarshaid, Adel Ismail Al-Alawi Forecasting Methods for the Real Estate Market: A Review. 2023. URL: https://www.researchgate.net/publication/376033071_Forecasting_Methods_for_the_Real_Estate_Market_A_R_eview