

Міністерство освіти і науки України  
Національний технічний університет  
«Дніпровська політехніка»

Факультет інформаційних технологій  
(факультет)

Кафедра системного аналізу та управління  
(повна назва)

**ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА**  
кваліфікаційної роботи ступеня бакалавра

Здобувача вищої освіти Чумак Анастасії Владиславівни

академічної групи 124-21-2

спеціальності 124 Системний аналіз

за освітньо-професійною програмою Системний аналіз

на тему: «Системний аналіз та порівняння методів прогнозування реалізації  
бутильованої соняшникової олії в Україні»

Керівники	Прізвище, ініціали	Оцінка за шкалою		Підпис
		рейтинговою	інституційною	
кваліфікаційної роботи	<i>к.т.н., доц. Желдак Т.А.</i>			
розділів:				
Інформаційно- аналітичний	<i>к.т.н., доц. Желдак Т.А.</i>			
Спеціальний розділ	<i>к.т.н., доц. Желдак Т.А.</i>			
Рецензент	<i>к.е.н., доц. Приходченко О.Ю.</i>			
Нормоконтролер	<i>к.ф.-м.н., доц. Хом'як Т.В.</i>			

Дніпро  
2025

ЗАТВЕРДЖЕНО:

завідувач кафедри

Системного аналізу та управління

(повна назва)

к.т.н., доц. Желдак Т.А.

(підпис)

(прізвище, ініціали)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ року

**ЗАВДАННЯ**  
**на кваліфікаційну роботу**  
**ступеня бакалавра**

здобувачу вищої освіти Чумак А.В. академічної групи 124- 21-2

спеціальності: 124 Системний аналіз

за освітньо-професійною програмою Системний аналіз

на тему «Системний аналіз та порівняння методів прогнозування реалізації  
бутильованої соняшникової олії в Україні»

затверджену наказом ректора НТУ «Дніпровська політехніка» від 05.05.2025 р.  
№336-с

Розділ	Зміст	Терміни виконання
1. Інформаційно-аналітичний розділ	Проаналізувати структуру об'єкта дослідження, розглянути теоретичні основи прогнозування часових рядів та класифікації товарів за допомогою ABC–XYZ аналізу.	29.12.2024- 01.03.2025
2. Спеціальний розділ	Здійснити практичне прогнозування обсягів реалізації бутильованої соняшникової олії на основі реальних даних продажів. Визначити оптимальні моделі прогнозування для кожної категорії товарів відповідно до характеру попиту. Оцінити точність отриманих прогнозів	01.03.2025- 15.06.2025

Завдання видано

(підпис)

доц. Желдак Т.А.

(прізвище, ініціали)

Дата видачі: 29.12.2024 р.

Дата подання до екзаменаційної комісії: 18.06.2025

Прийнято до виконання

(підпис студента)

Чумак А.В.

(прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 72 с., 28 рис., 18 табл., 1 додаток, 24 джерела.

*Об'єктом дослідження* в роботі є процес реалізації бутильованої соняшникової олії на внутрішньому ринку України.

*Предметом дослідження* є методи прогнозування обсягів реалізації бутильованої соняшникової олії з використанням часових рядів.

*Метою* даної кваліфікаційної роботи є розроблення та порівняльний аналіз моделей прогнозування попиту на бутильовану соняшникову олію для підвищення точності управлінських рішень у сфері збуту та планування запасів.

*Методи дослідження:* аналіз часових рядів, STL-декомпозиція, ABC–XYZ класифікація, методи експоненційного згладжування, моделі ARIMA та SARIMA, оцінювання точності прогнозів, оптимізація параметрів.

В *інформаційно-аналітичному розділі* здійснено аналіз об'єкта дослідження, розглянуто теоретичні основи прогнозування часових рядів та класифікації товарів за допомогою ABC–XYZ аналізу.

У *спеціальному розділі* реалізовано практичне прогнозування для товарних позицій на основі реальних даних продажів. Визначено оптимальні моделі прогнозування для кожної категорії товарів і проведено оцінювання точності прогнозів.

*Практична цінність* роботи полягає в обґрунтованому виборі ефективних моделей прогнозування для різних типів товарів, що сприяє зниженню ризиків дефіциту або надлишкових запасів і підвищенню ефективності управління збутом у компаніях, що реалізують соняшникову олію.

*Ключові слова:* ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ, ЧАСОВІ РЯДИ, ABC-XYZ АНАЛІЗ, STL-ДЕКОМПОЗИЦІЯ, ЕКСПОНЕНЦІЙНЕ ЗГЛАДЖУВАННЯ, ARIMA, SARIMA.

## ABSTRACT

Explanatory note: 72 p., 28 figures, 18 tables, 1 appendix, 24 sources.

*The object of research* is the process of selling bottled sunflower oil on the domestic market of Ukraine.

*The subject of research* is forecasting methods for sales volumes of bottled sunflower oil using time series analysis.

*The purpose of research* is to develop and conduct a comparative analysis of demand forecasting models for bottled sunflower oil in order to improve the accuracy of managerial decisions in sales and inventory planning.

*Research methods:* time series analysis, STL decomposition, ABC–XYZ classification, exponential smoothing methods, ARIMA and SARIMA models, forecast accuracy evaluation, and parameter optimization.

*The information-analytical section* provides an overview of the research object, theoretical foundations of time series forecasting, and the principles of product classification using the ABC–XYZ method.

*In the special section*, practical forecasting of product positions based on real sales data is carried out. The most suitable forecasting models for each product category are determined, and the forecast accuracy is assessed.

*The practical value* of work lies in the substantiated selection of effective forecasting models for different product types, which helps reduce the risks of stockouts or overstocking and improves the efficiency of sales management in companies selling sunflower oil.

*Keywords:* DEMAND FORECASTING, TIME SERIES, ABC-XYZ ANALYSIS, STL DECOMPOSITION, EXPONENTIAL SMOOTHING, ARIMA, SARIMA.

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	7
РОЗДІЛ 1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ .....	9
1.1 Огляд ринку соняшникової олії в Україні .....	9
1.2 Поняття часових рядів та їх основні характеристики .....	10
1.3 Методи попереднього аналізу часових рядів .....	11
1.3.1 Автокореляційний аналіз часових рядів .....	11
1.3.2 Декомпозиція часових рядів .....	12
1.4 ABC-XYZ аналіз у прогнозуванні попиту .....	13
1.5 Методи прогнозування часових рядів .....	16
1.5.1 Метод простого експоненційного згладжування (SES) .....	16
1.5.2 Метод подвійного експоненційного згладжування (метод Хольта) ...	17
1.5.3 Метод трійного експоненційного згладжування (метод Хольта-Вінтерса) .....	18
1.5.4 Метод авторегресивного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) .....	20
1.6 Методи оцінки точності прогнозування .....	25
1.7 Висновки до розділу .....	27
2 СПЕЦІАЛЬНИЙ РОЗДІЛ .....	29
2.1 Опис вхідних даних .....	29
2.2 ABC-XYZ аналіз .....	32
2.3 Попередній аналіз часових рядів .....	38
2.3.1 Попередній аналіз часових рядів для групи Y .....	38
2.3.2 Попередній аналіз часових рядів для групи Z .....	41
2.4 Прогнозування часових рядів групи X .....	46
2.5 Прогнозування часових рядів групи Y .....	51
2.6 Прогнозування часових рядів групи Z .....	55
2.7 Висновки до розділу .....	66
ВИСНОВКИ .....	68
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	70
ДОДАТОК А. ВІДОМІСТЬ МАТЕРІАЛІВ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ .....	74
ДОДАТОК Б .....	75

ДОДАТОК В. Програмний код.....	76
--------------------------------	----

## ВСТУП

У сучасних умовах ведення бізнесу питання точного прогнозування попиту на продукцію є важливою складовою процесу прийняття управлінських рішень. Україна є одним з провідних виробників соняшникової олії, а отже, стабільність внутрішнього ринку й ефективність збуту цієї продукції мають суттєве значення. Проте нерівномірність реалізації, поєднана з впливом сезонності та поведінкових факторів, створює труднощі при прогнозуванні обсягів продажів. Застосування лише базових підходів, як-от середніх значень або експертних оцінок, часто виявляється недостатнім, оскільки не враховує повною мірою тренди, сезонність і випадкові коливання.

У зв'язку з цим виникає необхідність використання сучасних методів аналізу часових рядів, які дозволяють моделювати динаміку попиту більш точно. Поєднання таких моделей із попередньою класифікацією асортименту за допомогою ABC–XYZ аналізу забезпечує можливість адаптувати обрані підходи до особливостей кожної товарної позиції та підвищити загальну ефективність прогнозування.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розроблення та порівняльний аналіз моделей прогнозування попиту на бутильовану соняшкову олію з метою підвищення точності управлінських рішень у сфері збуту та планування запасів.

Для досягнення поставленої мети в роботі треба провести аналіз структури ринку соняшникової олії в Україні, здійснити класифікацію товарних позицій за допомогою ABC–XYZ аналізу, виконати попередній аналіз часових рядів продажів, зокрема автокореляційний аналіз і STL-декомпозицію, обґрунтувати вибір відповідних методів прогнозування для кожної групи товарів, побудувати та реалізувати моделі прогнозування, оцінити точність прогнозів, сформулювати рекомендації щодо практичного застосування прогнозних моделей.

Об'єктом дослідження є процес реалізації бутильованої соняшникової олії в умовах внутрішнього ринку України.

Предметом дослідження є математичні моделі прогнозування обсягів реалізації, побудовані на основі аналізу часових рядів.

У роботі застосовано такі методи дослідження: класифікацію товарів за допомогою ABC–XYZ аналізу, автокореляційний та сезонний аналіз часових рядів, методи експоненційного згладжування (SES, Holt, Holt–Winters), ARIMA та SARIMA моделі, а також метрики для оцінки точності прогнозів. Підбір параметрів здійснено з використанням Excel Solver та середовища програмування R.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у реалізації комбінованого підходу до прогнозування, що передбачає поєднання ABC–XYZ класифікації з побудовою індивідуальних моделей для кожної групи товарів. Запропонований підхід дозволяє підвищити точність прогнозів та адаптувати моделі до особливостей попиту конкретних товарних позицій.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що запропоновані моделі можуть бути впроваджені на підприємствах, які займаються дистрибуцією або роздрібним продажем олії, для підвищення ефективності управління запасами, скорочення витрат та запобігання дефіциту або перевиробництва. Представлений підхід також може бути адаптований до інших категорій продукції з подібною динамікою попиту.

## РОЗДІЛ 1 ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИЙ

### 1.1 Огляд ринку соняшникової олії в Україні

Соняшникова олія є одним із ключових продуктів агропромислового комплексу України. У 2019–2020 маркетинговому році Україна впевнено утримувала позиції світового лідера в цій галузі: обсяги виробництва перевищували 6,3 мільйона тонн, з яких близько 93% було експортовано. Таким чином, Україна забезпечувала приблизно 52% світової пропозиції соняшникової олії, значно випереджаючи інших глобальних виробників [6].

Структура галузі свідчить про її яскраво виражену експортну орієнтацію. Внутрішній ринок споживає лише близько 10% від усього обсягу виробництва, а коефіцієнт самозабезпечення у 2020/2021 маркетинговому році становив 9,61%. Це свідчить про повне покриття внутрішнього попиту за рахунок національного виробництва. Основними імпортерами української олії в зазначений період були Індія, країни Європейського Союзу та Китай[8].

Ринок характеризується розвиненою інфраструктурою: в Україні працює понад 60 переробних підприємств і майже 50 олійноекстракційних заводів, що забезпечують стабільну переробку насіння соняшнику. Висока рентабельність виробництва зумовлена доступністю сировини, сталим попитом на світових ринках і наявністю логістичних можливостей для морського експорту.

У 2019–2020 роках спостерігалось поступове зростання цін на соняшкову олію. За даними світових бірж, середня ціна коливалася в межах 590–760 доларів США за тонну, що відображало як сезонні коливання, так і вплив загальної кон'юнктури ринку рослинних олій[7].

На ринку спостерігається концентрація виробництва в руках кількох провідних компаній. Рівень концентрації підтверджується такими показниками: індекс Херфіндаля–Хіршмана у 2020 році становив 496,86, а індекс Джинні —

0,45, що свідчить про помірну, але зростаючу нерівномірність у розподілі доходів між виробниками [8].

Хоча переважає оптовий експорт нерафінованої олії, сегмент бутильованої продукції відіграє важливу роль у задоволенні внутрішнього попиту. Така продукція реалізується переважно через роздрібну торгівлю й орієнтована на кінцевого споживача. У цьому сегменті особливо важливими стають маркетингові стратегії, сезонні коливання попиту, еластичність цін та інші поведінкові чинники.

У зв'язку з цим виникає потреба в точному прогнозуванні обсягів реалізації бутильованої соняшникової олії. Це критично важливо для підприємств роздрібною торгівлі, виробників і логістичних операторів, які прагнуть мінімізувати ризики надлишкових або недостатніх запасів і приймати обґрунтовані управлінські рішення.

## 1.2 Поняття часових рядів та їх основні характеристики

Часовий ряд — це впорядкована у часі послідовність значень  $y_1, y_2, \dots, y_n$  певного показника  $\xi(t)$ , що спостерігаються в послідовні моменти часу. Кожне значення називається рівнем ряду, а їх загальна кількість — довжиною ряду [9].

На відміну від випадкових вибірок, спостереження в часовому ряду зазвичай є статистично залежними та неоднаково розподіленими. Це означає, що класичні методи математичної статистики не завжди можуть бути безпосередньо застосовані до аналізу таких даних без попередньої трансформації чи перевірки припущень.

Структура часового ряду формується під впливом кількох типів факторів, кожен з яких визначає певну компоненту ряду:

- Трендова компонента  $T_t$  — відображає довгострокову тенденцію зміни рівня ряду під впливом сталих зовнішніх чинників;

- Сезонна компонента  $S_t$  – зумовлена періодичними впливами (наприклад, пори року, календарні ефекти);
- Циклічна компонента  $V_t$  – пов'язана з впливом економічних або природних циклів довготривалої дії;
- Стохастична (випадкова) компонента  $\varepsilon_t$  – характеризує нерегулярні, непередбачувані флуктуації, що не піддаються поясненню регулярними патернами.

Часові ряди також поділяються на стаціонарні (що коливаються навколо сталої середньої з незмінною дисперсією) і нестаціонарні (з трендом, зміною варіації або іншими структурними зрушеннями). Врахування цих характеристик є ключовим для правильного моделювання та прогнозування часових рядів.

### 1.3 Методи попереднього аналізу часових рядів

Серед основних інструментів попереднього аналізу часових рядів відокремлюють автокореляційний аналіз та декомпозицію часових рядів. Автокореляційний аналіз дозволяє оцінити ступінь залежності спостережень у різні моменти часу, виявити присутність трендів та сезонних патернів. Декомпозиція, у свою чергу, дає змогу розділити часовий ряд на трендову, сезонну та залишкову компоненти, що сприяє більш глибокому розумінню структури даних і поліпшенню результатів прогнозування.

#### 1.3.1 Автокореляційний аналіз часових рядів

Автокореляційний аналіз є одним із базових інструментів дослідження часових рядів, що дозволяє виявити лінійні залежності між спостереженнями у різні моменти часу. На відміну від традиційного коефіцієнта кореляції, який оцінює взаємозв'язок між двома змінними, автокореляція вимірює ступінь залежності між значеннями одного й того самого ряду з певним лагом [13].

Автокореляційний коефіцієнт для лагу  $k$  визначається за формулою:

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}, \quad (1.1)$$

де  $T$  — довжина часового ряду,  $y_t$  — значення в момент часу  $t$ ,  $\bar{y}$  — середнє значення ряду.

Графічне представлення автокореляційних коефіцієнтів для різних лагів відоме як автокореляційна функція (ACF) або коррелограм. ACF дозволяє ідентифікувати наявність трендів, сезонності чи автокорельованих шумів у даних. Зокрема, якщо часовий ряд має тренд, автокореляційні коефіцієнти для малих лагів будуть великими й позитивними та повільно спадатимуть зі збільшенням лагу. Якщо в ряді присутня сезонність, то автокореляції будуть вищими на кратних сезонних лагах [13].

### 1.3.2 Декомпозиція часових рядів

Декомпозиція часового ряду є процесом розділення його на окремі складові частини, що дозволяє краще зрозуміти структуру даних та поліпшити якість прогнозування.

У випадку мультиплікативної моделі часовий ряд  $y_t$  представляється у вигляді:

$$y_t = T_t \times S_t \times R_t, \quad (1.2)$$

де  $T_t$  — тренд-цикл,  $S_t$  — сезонність,  $R_t$  — залишок у момент часу  $t$ .

Одним із найсучасніших методів декомпозиції є STL-декомпозиція (Seasonal-Trend decomposition using Loess). Основною перевагою STL є можливість адаптивного виділення сезонності, яка може змінюватися з часом, а також стійкість методу до викидів у даних. На відміну від класичних методів (SEATS, X11), STL не обмежується місячними чи кварталними даними та дозволяє користувачеві регулювати гнучкість трендової та сезонної компонент [13].

Крім того, за допомогою декомпозиції можливо кількісно оцінити силу тренду та сезонності в часовому ряді. Сила тренду визначається як:

$$F_T = \max \left( 0, 1 - \frac{\text{Var}(R_t)}{\text{Var}(T_t + R_t)} \right), \quad (1.3)$$

а сила сезонності:

$$F_S = \max \left( 0, 1 - \frac{\text{Var}(R_t)}{\text{Var}(S_t + R_t)} \right), \quad (1.4)$$

де  $\text{Var}$  позначає дисперсію відповідних компонент.

Декомпозиція часових рядів не лише допомагає інтерпретувати їхню структуру, але й служить базою для подальшого обґрунтованого вибору методів прогнозування та оцінки прогнозної моделі.

#### 1.4 ABC-XYZ аналіз у прогнозуванні попиту

ABC-аналіз – це метод класифікації номенклатури товарів на категорії А, В і С залежно від їх внеску в загальний обсяг продажів або вартість запасів. Він базується на принципі Парето, за яким відносно невелика частка асортименту забезпечує основну частину виручки. Мета ABC-аналізу – виявити ключові товари, що генерують найбільший дохід, і відрізнити їх від менш значущих позицій. Як правило, результати аналізу демонструють таку типову картину розподілу продажів [10]:

- Група А – приблизно 20% найменувань, які приносять близько 80% загального обсягу продажів. Це найбільш цінні товари, так звані «хіти продажів».
- Група В – наступні ~30% товарів, на які припадає близько 15% продажів. Це товари середньої важливості.
- Група С – решта ~50% асортименту з сумарною часткою лише близько 5% обсягів реалізації. Це найменш вагомі в продажах позиції.

Такий аналіз проводять шляхом ранжування товарів за спаданням виручки (або обсягу споживання) і обчислення їх кумулятивного внеску у відсотках. Товари групи А потребують постійного контролю: для них критично

забезпечувати наявність на складі, оперативне поповнення запасів, ретельне планування виробництва та контроль якості. Натомість для груп В і С допускаються більш спрощені процедури управління, оскільки помилки у прогнозуванні чи запасах щодо цих товарів менше впливають на загальні результати.

XYZ-аналіз доповнює ABC, вводячи класифікацію товарів за характером попиту – його рівномірністю та передбачуваністю. Тут товари поділяються на категорії X, Y і Z залежно від стабільності (варіабельності) їх збуту. Кількісно варіабельність попиту часто оцінюють через коефіцієнт варіації – відношення стандартного відхилення до середнього значення продажів за певний період:

$$V = \frac{\sigma}{\bar{x}} \times 100\%, \quad (1.5)$$

де  $\sigma$  – стандартне відхилення обсягів продажів,  $\bar{x}$  – середнє значення продажів

Чим нижчий цей коефіцієнт, тим стабільніший попит і легше прогнозувати товар.

За результатами XYZ-аналізу асортимент диференціюється наступним чином [11]:

- X – товари з регулярним, рівномірним попитом. До X належать, приміром, повсякденні товари стабільного споживання.
- Y – товари із помірною варіабельністю попиту. Їх збут має відчутні коливання (наприклад, сезонні піки чи спади), тож точність прогнозу середня.
- Z – товари з нерегулярним, хаотичним попитом, що важко піддається прогнозуванню.

Комбінація двох вищезгаданих методів дає потужний інструмент багатовимірної класифікації. Кожному товару присвоюється подвійна категорія за результатами ABC і XYZ аналізів – наприклад, А-Х, В-У, С-З тощо. Таким чином формується матриця розміром 3×3 (дев'ять комірок), що перетинає групи ABC з групами XYZ [11]. Кожна комірка матриці – це сегмент асортименту зі схожими характеристиками як за значимістю в продажах, так і за передбачуваністю попиту.

Наприклад, можна виділити такі категорії матриці ABC-XYZ [11]:

- А-Х – товари з високою часткою в продажах і стабільним попитом. Це найважливіші та прогнозовані позиції.
- А-Z – товари з високим обсягом продажів, але дуже мінливим попитом. Вони критично впливають на виручку, однак потребують підвищених запасів і уваги через непостійний попит.
- С-Х – товари з низькою часткою в продажах, але стабільним, рівним попитом. Вони неважливі з точки зору доходу, проте їх легше прогнозувати; можна утримувати мінімальні запаси під стабільний невеликий попит.
- С-Z – товари з незначним внеском у продажі і непередбачуваним попитом. Це найменш пріоритетні позиції: попит на них хаотичний, а вплив на бізнес малий. Часто саме категорія С-Z є джерелом неліквідних запасів, якщо її не контролювати.

На основі такої матриці керівництво може розробити диференційовані підходи до планування закупівель, виробництва, запасів і збуту [1].

Сучасні підходи до прогнозування дедалі частіше інтегрують ABC-XYZ аналіз із передовими технологіями обробки даних. Зокрема, класифікація товарів за ABC-XYZ може слугувати основою для побудови окремих прогнозних моделей для кожного сегмента. Це підтверджують недавні наукові дослідження: так, дослідники у роботі [24] запропонували інтегрований підхід, що поєднує ABC-XYZ класифікацію з машинним навчанням для покращення точності прогнозування попиту. В їхньому дослідженні історичні дані продажів були розбиті за категоріями ABC-XYZ, після чого для кожної групи побудовано модель прогнозу (зокрема застосовано Random Forest Regression). Результати показали підвищення точності прогнозів та більш ефективний розподіл ресурсів для управління запасами, що зрештою допомогло зменшити як дефіцити, так і надлишкові запаси.

Отже, застосування ABC-XYZ аналізу в прогнозуванні попиту дозволяє обрати оптимальні моделі для різних груп товарів і суттєво підвищити достовірність планових показників.

## 1.5 Методи прогнозування часових рядів

### 1.5.1 Метод простого експоненційного згладжування (SES)

Метод простого експоненціального згладжування (Simple Exponential Smoothing, SES) є одним із найбільш ефективних та широко використовуваних статистичних методів для короткострокового прогнозування часових рядів у різних сферах діяльності, таких як економіка, фінанси, управління запасами та виробниче планування. Основна ідея методу полягає у застосуванні експоненційно зваженого середнього значення, де найновіші спостереження мають найбільшу вагу, а вага історичних даних поступово зменшується з часом. Це забезпечує швидке реагування прогнозу на останні зміни в даних і робить метод особливо корисним для оперативних управлінських рішень [19].

Математично SES описується формулою:

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha y_t + (1 - \alpha)\hat{y}_t, \quad (1.6)$$

де  $\hat{y}_{t+1}$  – прогноз на наступний період,  $y_t$  – реальне значення часового ряду у поточному періоді,  $\hat{y}_t$  – попередній прогноз на поточний період, а  $\alpha$  – коефіцієнт згладжування, який обирається в межах від 0 до 1. Вибір цього коефіцієнта має вирішальне значення для точності прогнозу, оскільки визначає баланс між чутливістю моделі до змін та стабільністю прогнозних значень [12].

Ключовим питанням, пов'язаним із застосуванням методу SES, є правильний вибір параметра згладжування. Цей параметр визначає швидкість адаптації моделі до змін у даних. Невелике значення забезпечує стабільність прогнозів, але може викликати затримку у реагуванні на реальні зміни, тоді як велике значення робить прогноз більш чутливим до останніх змін, але може спричинити надмірну варіабельність прогнозних значень. Для визначення оптимального значення параметра часто застосовують критерії мінімізації помилок прогнозу: MAE, MSE, MAPE, sMAPE і MASE [12].

Для розрахунку прогнозів методом SES необхідно визначити початкове значення прогнозу ( $\hat{y}_0$ ) та значення параметра  $\alpha$ . Традиційно початкове значення

прогнозу встановлювали рівним першому спостереженню, а значення параметра часто брали невеликим, наприклад 0,2. [12].

SES активно застосовується у фінансовій сфері, особливо для прогнозування цін акцій, курсів валют та інших фінансових показників. Це пов'язано з тим, що фінансові ряди часто не мають стабільних трендових або сезонних компонентів, і простота методу дозволяє отримувати швидкі та досить точні прогнози. Практичне використання SES демонструє високу ефективність цього методу в умовах високої волатильності та нестабільності фінансових ринків [18].

Окрім фінансів, метод SES знаходить широке застосування і в економічних дослідженнях. Наприклад, в Україні він використовувався для аналізу та прогнозування динаміки розвитку ІТ-індустрії. Зокрема, за допомогою SES оцінювалася ефективність впровадження нових податкових режимів, що дозволило прогнозувати економічні наслідки змін у законодавстві та визначити потенційні переваги і недоліки різних сценаріїв розвитку галузі [21].

Ще одним важливим напрямом застосування SES є прогнозування експортних потоків продукції. Зокрема, у дослідженні щодо переробки кукурудзи для розвитку біоекономіки в Україні було застосовано саме цей метод. SES дозволив оцінити перспективи розвитку ринку та побудувати прогнози обсягів експорту з розрахунком довірчих інтервалів до 2032 року [17].

### 1.5.2 Метод подвійного експоненційного згладжування (метод Хольта)

Метод лінійного експоненціального згладжування Хольта (Holt's Linear Exponential Smoothing, LES) був запропонований Чарльзом Хольтом у 1957 році як розширення простого експоненціального згладжування для обробки часових рядів із наявним трендом [12]. Він є одним із базових статистичних методів прогнозування, особливо корисним у задачах, де дані демонструють стійкий напрям змін без вираженої сезонності. Модель Хольта використовує два параметри згладжування —  $\alpha$  для рівня та  $\beta$  для тренду — і описується системою рівнянь:

Оцінка рівня:

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}), \quad (1.7)$$

Оцінка тренду:

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (1.8)$$

Рівняння прогнозу:

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + hb_t, \quad (1.9)$$

де  $l_t$ - оцінка рівня на момент часу  $t$ ,  $b_t$ - оцінка тренду,  $y_t$ - фактичне спостереження,  $h$ - кількість періодів уперед, на які здійснюється прогноз.

Одним із важливих аспектів є ініціалізація початкових значень рівня та тренду, яка традиційно здійснюється шляхом апроксимації тренду на основі перших спостережень через метод найменших квадратів [12]. Параметри  $\alpha$  та  $\beta$  обираються на основі мінімізації похибок прогнозування, наприклад, середньоквадратичної похибки (MSE).

Практичну ефективність методу Хольта неодноразово підтверджували різні дослідження. Зокрема, при прогнозуванні фондових ринків США і Китаю в період після COVID-19 метод показав хорошу точність на трендових даних, особливо в порівнянні з іншими класичними моделями [14]. Дослідники зазначили, що оптимізація параметрів  $\alpha$  і  $\beta$  дозволяє налаштувати модель на специфіку кожного часового ряду.

У контексті прогнозування динаміки захворюваності на COVID-19 в Україні також успішно застосовували модель Хольта [15]. Важливо, що метод добре підходить саме для короткострокових прогнозів, що потребують чутливої реакції на останні зміни — аналогічно тому, як у задачі прогнозування продажів потрібно вчасно вловлювати нові тенденції попиту.

### 1.5.3 Метод трійного експоненційного згладжування (метод Хольта-Вінтерса)

Метод Хольта-Вінтерса є розвитком експоненційного згладжування для часових рядів, що демонструють трендові та сезонні компоненти. Він був

запропонований Хольтом для моделювання тренду та доповнений Вінтерсом шляхом введення моделі сезонності. Метод базується на трьох рівняннях згладжування: для рівня, тренду та сезонності.

У випадку адитивної сезонності рівняння мають вигляд :

Оцінка рівня:

$$l_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}), \quad (1.10)$$

Оцінка тренду:

$$b_t = \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1}, \quad (1.11)$$

Оцінка сезонної компоненти:

$$s_t = \gamma(y_t - l_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}, \quad (1.12)$$

Рівняння прогнозу:

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + b_t h + s_{t-m+h_m^+}, \quad (1.13)$$

де  $y_t$ - фактичне значення часового ряду у момент часу  $t$ ,  $l_t$ -рівень ряду,  $b_t$ -тренд ряду,  $s_t$ -сезонна компонента,  $m$ -довжина сезонного циклу,  $\alpha, \beta, \gamma$ -коефіцієнти згладжування [12].

Індекс сезонної компоненти  $h_m^+$  обчислюється за допомогою співвідношення:

$$h_m^+ = [(h - 1) \bmod m] + 1, \quad (1.14)$$

Ця формула забезпечує правильний вибір сезонного коефіцієнта у прогнозі, враховуючи, що після завершення одного сезонного циклу (наприклад, року) відлік сезонності починається знову. Якщо кількість періодів прогнозу  $h$  перевищує довжину сезонного циклу  $m$ , то завдяки операції модуля відбувається перехід до відповідного місяця або кварталу наступного циклу.

Коефіцієнти згладжування  $\alpha, \beta, \gamma$  знаходяться у межах від 0 до 1 [19].

Для ефективного застосування моделі необхідно мати щонайменше два повних цикли сезонності. Ініціалізація початкових значень здійснюється за першим відрізком даних. Параметри згладжування підбираються для мінімізації похибок прогнозування [22].

На платформі Oracle Machine Learning було проведено порівняльний аналіз 14 алгоритмів експоненційного згладжування, в якому метод Хольта–Вінтерса показав високу точність при прогнозуванні даних із мультиплікативною сезонністю. Зокрема, для отримання достовірних прогнозів було виявлено доцільність використання історичних даних за щонайменше два повних сезонних цикли.[22]

Крім того, метод був успішно застосований для прогнозування вироблення сонячної енергії, що також демонструє сезонний характер. У дослідженні [16] відзначено, що за правильного налаштування коефіцієнтів згладжування рівня, тренду та сезонності досягається висока точність короткострокових прогнозів.

У вітчизняній практиці метод також використовувався для прогнозування чистого доходу ПрАТ «Полтавамаш» [2]. Під час прогнозування продажів із сезонною залежністю було реалізовано послідовний перебір параметрів  $\alpha, \beta, \gamma$  у діапазоні від 0 до 1, що дозволило мінімізувати похибку прогнозу.

#### 1.5.4 Метод авторегресивного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA)

Моделі ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) належать до класу лінійних параметричних моделей часових рядів і використовуються для моделювання та прогнозування як стаціонарних, так і нестаціонарних процесів. Уперше формалізовані Боксом і Дженкінсом у 1970 році, ARIMA-моделі ґрунтуються на припущенні, що значення часового ряду визначаються лінійною залежністю від попередніх спостережень та попередніх похибок прогнозу, причому для досягнення стаціонарності може бути використане попереднє диференціювання [13].

ARIMA-модель поєднує два основні компоненти — авторегресивну (AR) та ковзну середню (MA) модель.

Авторегресивна модель порядку  $p$  AR( $p$ ), описує поточне значення часового ряду  $y_t$  як лінійну комбінацію попередніх значень ряду та випадкової похибки [12]:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1.15)$$

де  $\phi_1, \dots, \phi_p$  – параметри авторегресії,  $c$  – константа (дрейф),  $\varepsilon_t \sim i. i. d. (0, \sigma^2)$  – білий шум

У скороченій формі з використанням оператора зсуву назад  $L$ :

$$\phi(L)y_t = c + \varepsilon_t, \text{ де } \phi(L) = 1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p. \quad (1.16)$$

AR-моделі застосовуються до стаціонарних рядів. Для забезпечення каузальності, тобто щоб поточне значення залежало лише від минулих значень, корені характеристичного полінома  $\phi(z) = 0$  повинні лежати за межами одиничного кола в комплексній площині:  $|z| > 1$  [23].

Модель ковзної середньої MA(q)

Модель MA порядку  $q$  описує поточне значення ряду як лінійну комбінацію минулих випадкових збурень [12]:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (1.17)$$

де  $\theta_1, \dots, \theta_q$  – параметри MA-компоненти,  $\mu$  – середнє значення процесу,  $\varepsilon_t \sim i. i. d. (0, \sigma^2)$  – білий шум

MA-модель записується через оператор ковзної середньої:

$$y_t = \mu + \theta(L)\varepsilon_t, \text{ де } \theta(L) = 1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q. \quad (1.18)$$

Істотною умовою для MA-моделі є інвертованість, яка забезпечує існування її подання у вигляді нескінченної авторегресії. Для цього корені полінома  $\theta(z) = 0$  також повинні бути розташовані за межами одиничного кола:  $|z| > 1$  [23].

Загальний вигляд моделі ARIMA(p,d,q) [12]:

$$\phi(L)(1 - L)^d y_t = \theta(L)\varepsilon_t, \quad (1.19)$$

де  $y_t$  – значення часового ряду в момент часу  $t$ ,  $L$ -оператор зсуву ( $Ly_t = y_{t-1}$ ),  $d$  – порядок диференціювання,  $\phi(L)$  – поліном авторегресії порядку  $p$ ,  $\theta(L)$  – поліном ковзного середнього порядку  $q$ ,  $\varepsilon_t$  – випадкова похибка (білий шум)

Стаціонарний часовий ряд — це такий ряд, математичне сподівання і дисперсія якого не змінюються в часі, а коваріація між значеннями залежить

лише від лагу. ARIMA-моделі застосовуються до стаціонарних рядів, а нестаціонарні ряди з трендом або сезонністю потребують попереднього диференціювання [13].

Формули диференціювання:

Перше диференціювання:

$$y'_t = y_t - y_{t-1}, \quad (1.20)$$

Друге диференціювання:

$$y''_t = y'_t - y'_{t-1} = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}) = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}, \quad (1.21)$$

Сезонне диференціювання:

$$y'_t = y_t - y_{t-m}, \quad (1.22)$$

де  $m$ — довжина сезонного циклу (наприклад, 12 для місячних даних).

Методологія побудови ARIMA-моделі складається з чотирьох етапів [5]:

1. Ідентифікація моделі часового ряду
2. Оцінювання параметрів моделі
3. Діагностика побудованої моделі
4. Використання моделі для прогнозування майбутніх значень

часового ряду

Ці процедури можуть неодноразово повторюватися в процесі уточнення моделі. Розглянемо кожен етап алгоритму детальніше.

Ідентифікація моделі передбачає визначення порядків  $p, d, q$ , де  $p$  — порядок авторегресивного компонента,  $d$  — порядок інтегрування, а  $q$  — порядок компонента ковзної середньої. Для перевірки стаціонарності ряду застосовуються графічні методи, аналіз автокореляційної (АКФ) і часткової автокореляційної функції (ЧАКФ), а також статистичні тести, зокрема тест Дікі–Фуллера (ADF) [5, с. 41].

Коли стаціонарний ряд одержано, визначають порядок ARMA моделі. Для цього використовують графічний аналіз.

Після завершення етапу ідентифікації структури моделі ARIMA здійснюється оцінювання її параметрів. У випадку, коли модель містить лише

авторегресивну компоненту, тобто є моделлю  $AR(p)$ , можливим є застосування методу найменших квадратів. Цей підхід дозволяє отримати зсунуті, але консистентні оцінки параметрів. Наприклад, у дослідженні на основі квартальних даних з продажів Johnson & Johnson було показано, як можна оцінити параметри моделей  $AR(1)$ ,  $AR(2)$  та  $AR(3)$ , використовуючи відповідні регресії [19, с. 954].

Для моделей, які включають компоненти ковзної середньої  $MA(q)$  або є змішаними  $ARMA(p,q)$ , метод найменших квадратів є непридатним, оскільки значення випадкових похибок, які входять у модель, не є спостережуваними. У таких випадках, згідно з методикою Бокса–Дженкінса, рекомендується використовувати метод максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation, MLE) [13, с. 318]. Цей метод передбачає побудову функції логарифмічної правдоподібності на основі залишків, які обчислюються рекурсивно відповідно до структури моделі. Далі виконується числова оптимізація цієї функції — зокрема, можливо застосування методу повного перебору (grid search) або алгоритму Гауса, що дозволяє мінімізувати залишкову суму квадратів при різних стартових значеннях параметрів.

Функція правдоподібності (likelihood function) залежить від припущень про розподіл помилок моделі. Для  $ARIMA$ -моделей, як і для більшості регресійних моделей, зазвичай вважається, що залишки  $e_t \sim N(0, \sigma^2)$ , тобто мають нормальний розподіл з нульовим середнім і сталою дисперсією.

Функція правдоподібності для незалежних нормальних помилок :

$$L(\theta) = \prod_{t=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1.23)$$

де  $y_t$  — фактичні значення,  $\hat{y}_t$  — прогнозовані значення моделі,  $\sigma^2$  — оцінена дисперсія залишків,  $\theta$  — вектор параметрів моделі (наприклад, для  $ARIMA$ : коефіцієнти  $AR$ ,  $MA$ , дисперсія тощо).

А її логарифм:

$$\ln L(\theta) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2. \quad (1.24)$$

Максимізація цієї функції еквівалентна мінімізації суми квадратів залишків.

Після оцінювання параметрів здійснюється діагностика побудованої моделі. Цей етап є необхідним для перевірки того, наскільки модель відповідає теоретичним припущенням. Основними критеріями адекватності є властивості залишків, які мають бути некорельованими, мати середнє, близьке до нуля, та відповідати нормальному розподілу. Залишки обчислюються як різниця між фактичними значеннями часового ряду та значеннями, розрахованими за моделлю. Для перевірки автокорельованості залишків використовується тест Льюнга–Бокса, який базується на автокореляційній функції залишків і дає змогу оцінити гіпотезу про відсутність автокореляції у групі лагів [5, с. 47].

Фінальним етапом є побудова прогнозу на основі ARIMA-моделі [5].

Для AR(p)-моделі прогнозування здійснюється рекурсивно на основі попередніх значень:

$$\hat{y}_{t+h} = \phi_1 \hat{y}_{t+h-1} + \phi_2 \hat{y}_{t+h-2} + \dots + \phi_p \hat{y}_{t+h-p}, \quad (1.25)$$

Для MA(q)-моделі використовуються попередні залишки, які при довгостроковому прогнозі замінюються нулями:

$$\hat{y}_{t+h} = \mu + \theta_1 \varepsilon_{t+h-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t+h-q}, \quad (1.26)$$

Важливою складовою прогнозування є оцінка його точності. Для цього розраховується дисперсія похибки прогнозу, яка залежить від коефіцієнтів MA-представлення моделі.

$$\text{Var}(\hat{y}_{t+h}) = \sigma^2 \sum_{j=0}^{h-1} \psi_j^2, \quad (1.27)$$

Методологія авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) широко використовується для прогнозування економічних, екологічних та соціальних показників. ARIMA-моделі дозволяють описати як тренди, так і автокореляційні та сезонні структури часових рядів. Це робить їх особливо цінними у сферах, де спостерігаються повторювані коливання або інерційна поведінка показників.

У дослідженні [3], присвяченому моделюванню цін реалізації картоплі в Україні, на основі щомісячних статистичних даних за 2012–2021 роки було побудовано сезонну ARMA-модель (2,2)(1,0) з константою. Після декомпозиції

ряду та порівняння з моделями експоненційного згладжування (ETS) встановлено, що саме ARIMA-модель краще описує фактичну динаміку та дає точніший прогноз, що підтверджено нижчими значеннями RMSE, MAE та MAPE. Зокрема, середня абсолютна відсоткова похибка прогнозу становила 14,87 %, що свідчить про високу прогностичну здатність моделі для сезонно залежних аграрних цін.

Інше дослідження [20] застосовує ARIMA-моделювання для оцінки довгострокових змін рівня «зеленої конкурентоспроможності» підприємств стратегічних галузей України (машинобудування, харчова та аграрна промисловість). За допомогою нелінійного методу найменших квадратів та програмного забезпечення EViews було побудовано моделі для кожного підприємства та отримано прогноз до 2028 року. Отримані сценарії розвитку конкурентоспроможності дозволяють формувати стратегічні орієнтири для стійкого розвитку бізнесу в умовах екологічних трансформацій.

## 1.6 Методи оцінки точності прогнозування

Після виконання прогнозування оцінюється точність прогнозу — тобто наскільки близько модель відтворює реальні значення. У якості статистичних показників точності використовуються такі:

1) Середня квадратична помилка (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2, \quad (1.28)$$

де  $y_t$  — фактичне значення в момент часу  $t$ ,  $\hat{y}_t$  — прогнозоване значення,  $n$  — кількість спостережень

2) Середнє квадратичне відхилення (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}. \quad (1.29)$$

3) Середня відносна похибка апроксимації (MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t}, \quad (1.30)$$

Таблиця 1.1

### Порогові значення оцінки MAPE

Оцінка MAPE, %	Характеристика якості моделі
<10	Висока точність апроксимації
10÷20	Добра точність апроксимації
20÷50	Задовільна точність апроксимації
>50	Незадовільна точність апроксимації

4) Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ )

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - \bar{\hat{y}})^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}, \quad (1.31)$$

де  $\bar{\hat{y}}$  – середнє арифметичне оцінених значень  $y$  за моделлю,  $\bar{y}$  – середнє арифметичне часового ряду. Коефіцієнт детермінації змінюється від 0 до 1. Чим ближче  $R^2$  до 1, тим точніша модель

5) Середня абсолютна похибка (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|. \quad (1.32)$$

Для повноцінної інтерпретації результатів прогнозування важливо наводити не лише точкові оцінки, а й довірчі інтервали, що відображають рівень невизначеності прогнозу. Якщо припустити нормальний розподіл похибок, то довірчий інтервал для прогнозу на  $h$ -кроків уперед записується як [13]:

$$\hat{y}_{t+h|T} \pm c \hat{\sigma}_h, \quad (1.33)$$

де  $\hat{y}_{t+h|T}$  – точковий прогноз,  $\hat{\sigma}_h$  – стандартне відхилення прогнозу на  $h$ -му горизонті,  $c$  – квантиль нормального розподілу: 1.96 для 95%, 1.28 для 80% інтервалу.

## 1.7 Висновки до розділу

У першому розділі дипломної роботи було здійснено теоретичний аналіз, що заклав основу для подальшого дослідження методів прогнозування обсягів реалізації бутильованої соняшникової олії в Україні.

Насамперед, охарактеризовано структуру вітчизняного ринку соняшникової олії, вказано на його експортну орієнтованість, сезонну динаміку попиту та наявність провідних виробників із високим рівнем концентрації.

Далі було розглянуто фундаментальні поняття часових рядів, їх компоненти (тренд, сезонність, випадкові коливання), а також класифікацію на стаціонарні та нестаціонарні. Детально проаналізовано методи попередньої обробки даних, включаючи автокореляційний аналіз та декомпозицію STL, що дає змогу кількісно оцінити силу сезонності й тренду та обрати відповідну модель прогнозу.

У межах розділу було також розкрито суть ABC-XYZ аналізу як інструмента багатовимірної класифікації асортименту за значущістю та передбачуваністю попиту. Обґрунтовано доцільність побудови індивідуальних моделей прогнозування для кожної з дев'яти категорій матриці ABC-XYZ, що сприяє підвищенню точності управлінських рішень у сфері збуту.

Основна увага була приділена порівняльному огляду методів прогнозування: простого, подвійного та трійного експоненційного згладжування (SES, Holt, Holt-Winters), а також моделей ARIMA. Для кожного методу описано математичну суть, умови застосування, переваги та недоліки, а також приклади практичного використання в економічних, фінансових і аграрних дослідженнях.

На завершення розділу наведено методи перевірки адекватності моделей і метрики точності прогнозів, включаючи MAE, RMSE, MAPE,  $R^2$  та інші.

Таким чином, проведений теоретичний аналіз дозволив сформулювати методологічну основу для практичного етапу дослідження, який полягатиме в побудові моделей прогнозування для різних категорій продукції. Це сприятиме

ухваленню більш ефективних рішень у сфері планування реалізації та управління запасами.

## 2 СПЕЦІАЛЬНИЙ РОЗДІЛ

### 2.1 Опис вхідних даних

Дані отримані з однієї крупної фірми з продажу рослинної олії. Для виконання роботи використовуються дані продажів соняшникової бутильованої олії по 14 найприбутковішими позиціями за 2019-2020 роки.

Для проведення практичного дослідження використано внутрішні комерційні дані однієї з провідних компаній, що спеціалізується на дистрибуції рослинної олії в Україні. З метою забезпечення конфіденційності бізнес-інформації найменування товарних позицій було закодовано, а назва підприємства не розголошується. Кожна з позиції представлена у форматі позиція №X (Y л), де X – номер позиції, а Y – об'єм тари у літрах.

У рамках дослідження було обрано 14 найбільш прибуткових товарних позицій бутильованої соняшникової олії. Вибір здійснено на основі попереднього ранжування за сумарним обсягом виручки. Для кожної позиції надано щомісячні дані про обсяг реалізації за період з січня 2019 року по грудень 2020 року включно, що становить 24 повні календарні місяці.

Підготовлений масив даних становить основу для подальшого аналізу часових рядів, класифікації товарів за характеристиками попиту та побудови прогнозних моделей. Висока частота (щомісячні спостереження) та порівняно тривалий період спостереження забезпечують надійність результатів у рамках застосованих методів статистичного моделювання.

Таблиця 2.1

**Дані продажів позицій №1-5**

Дата продажів	Позиція №1 (3л)	Позиція №2 (5л)	Позиція №3 (5л)	Позиція №4 (10л)	Позиція №5 (10л)
01.01.2019	5,96	20,30	20,45	17,50	6,80
01.02.2019	5,91	20,90	28,12	16,12	7,51
01.03.2019	4,84	21,93	30,15	12,52	2,82
01.04.2019	5,66	21,01	24,76	11,19	2,88
01.05.2019	4,93	28,25	27,19	11,97	0,89
01.06.2019	4,82	24,14	34,80	12,12	2,00
01.07.2019	4,62	22,15	32,21	13,05	1,12
01.08.2019	5,24	25,76	34,54	16,11	2,13
01.09.2019	4,93	24,50	37,74	14,28	2,57
01.10.2019	5,46	28,25	29,20	17,95	4,29
01.11.2019	5,31	25,94	30,33	14,19	2,05
01.12.2019	4,69	28,41	37,90	13,29	3,12
01.01.2020	4,99	25,45	34,20	12,52	2,42
01.02.2020	4,68	23,59	25,64	14,94	3,01
01.03.2020	5,02	28,82	33,44	14,02	4,53
01.04.2020	5,83	26,28	22,15	10,05	3,42
01.05.2020	4,67	25,74	25,43	12,98	2,68
01.06.2020	4,56	27,12	39,22	13,29	6,11
01.07.2020	5,05	26,76	48,69	19,30	2,62
01.08.2020	5,68	27,19	43,64	24,42	4,03
01.09.2020	4,24	23,94	39,58	31,70	6,02
01.10.2020	5,15	23,81	45,86	33,96	1,53
01.11.2020	4,52	24,99	46,29	9,51	2,80
01.12.2020	5,16	23,61	24,73	20,03	3,28

**Дані продажів позицій №6-10**

Дата продажів	Позиція №6 (0.5л)	Позиція №7 (0.85л)	Позиція №8 (1.8л)	Позиція №9 (0.85л)	Позиція №10 (3л)
01.01.2019	98,99	101,32	39,69	958,47	316,17
01.02.2019	102,24	107,74	31,35	905,27	338,88
01.03.2019	80,36	122,39	30,74	980,40	323,97
01.04.2019	93,09	188,93	37,13	920,78	338,66
01.05.2019	98,11	104,02	37,68	977,33	304,75
01.06.2019	121,52	127,13	36,68	960,24	272,67
01.07.2019	113,42	104,49	43,35	1046,82	283,12
01.08.2019	103,98	110,52	42,29	1072,23	275,41
01.09.2019	111,31	191,46	39,42	939,54	260,12
01.10.2019	107,28	152,50	41,88	1184,44	225,37
01.11.2019	97,91	138,56	43,00	962,52	289,30
01.12.2019	96,16	142,43	39,09	1092,19	325,05
01.01.2020	100,52	132,89	41,17	930,44	247,44
01.02.2020	107,52	95,62	42,51	923,41	230,68
01.03.2020	107,63	128,66	40,08	1113,94	333,80
01.04.2020	95,87	99,52	40,11	1097,40	322,70
01.05.2020	91,90	108,73	37,26	961,32	330,05
01.06.2020	118,25	96,35	39,94	1068,74	384,39
01.07.2020	102,55	129,37	39,21	963,20	312,37
01.08.2020	85,46	102,31	31,26	921,91	258,34
01.09.2020	107,47	124,16	37,46	1173,40	364,86
01.10.2020	99,16	96,02	41,76	977,69	597,57
01.11.2020	92,76	136,66	40,69	1121,58	390,94
01.12.2020	88,44	98,29	43,19	1135,49	280,84

## Дані продажів позицій №11-14

Дата продажів	Позиція №11 (5л)	Позиція №12 (0.82л)	Позиція №13 (0.85л)	Позиція №14 (0.85л)
01.01.2019	96,32	210,38	177,04	71,18
01.02.2019	163,64	224,87	234,15	74,21
01.03.2019	87,79	248,02	366,87	75,03
01.04.2019	76,86	236,73	553,91	70,15
01.05.2019	112,86	211,89	404,45	67,23
01.06.2019	118,05	229,15	439,59	64,13
01.07.2019	221,55	235,10	376,91	66,31
01.08.2019	128,13	224,89	362,95	69,31
01.09.2019	159,13	205,07	433,04	58,91
01.10.2019	185,89	540,24	475,90	74,88
01.11.2019	155,32	464,95	549,30	69,59
01.12.2019	169,22	344,49	317,97	73,04
01.01.2020	111,97	297,18	466,83	59,62
01.02.2020	96,49	223,35	478,79	70,98
01.03.2020	292,93	287,32	745,22	75,54
01.04.2020	70,73	107,38	167,54	75,81
01.05.2020	89,86	219,69	195,33	81,66
01.06.2020	98,93	159,64	138,00	76,90
01.07.2020	149,73	162,38	479,92	65,00
01.08.2020	201,62	184,25	597,36	64,80
01.09.2020	233,44	301,38	674,98	69,79
01.10.2020	249,56	338,94	669,49	65,85
01.11.2020	145,54	421,16	429,14	64,21
01.12.2020	155,61	266,79	419,24	60,38

## 2.2 ABC-XYZ аналіз

З метою обґрунтованого вибору релевантних методів прогнозування попиту було проведено класифікацію товарних позицій на основі комбінованого підходу ABC–XYZ аналізу.

На першому етапі було здійснено ABC-аналіз, що передбачає ранжування товарів за критерієм сукупного обсягу продажів за два роки.

## Загальна сума продажів по кожній позиції

Назва позиції	Сума продажів
Позиція №1 (3л)	121,91
Позиція №2 (5л)	598,83
Позиція №3 (5л)	796,26
Позиція №4 (10л)	387,02
Позиція №5 (10л)	80,64
Позиція №6 (0.5л)	2421,89
Позиція №7 (0.85л)	2940,06
Позиція №8 (1.8л)	936,94
Позиція №9 (0.85л)	24388,73
Позиція №10 (3л)	7607,47
Позиція №11 (5л)	3571,15
Позиція №12 (0.82л)	6134,85
Позиція №13 (0.85л)	10153,92
Позиція №14 (0.85л)	1664,52

Продажі кожної позиції були агреговані, після чого дані впорядковано у спадному порядку.

## 1. Класифікація за часткою кількості позицій

Кожна товарна позиція отримала однакову вагу  $\frac{1}{n}$ , де  $n = 14$  – загальна кількість позицій. Далі було обчислено кумулятивну частку позицій, починаючи з найважливіших за обсягом реалізації. Згідно з методикою, позиції було поділено на такі класи:

- Клас А – перші 5% позицій за кількістю (найважливіші для управління запасами),
- Клас А або В – до досягнення 15%,
- Клас В – позиції середньої значущості,
- Клас В або С – до 60% сукупної кількості,
- Клас С – найменш критичні позиції, які формують останні 50%.

## 2. Класифікація за кумулятивним обсягом продажів

Паралельно була проведена класифікація за обсягом продажів, із поділом на категорії за такими порогами:

- Клас А – позиції, що формують перші 40% сукупного обсягу реалізації,
- Клас А або В – до 60%,
- Клас В – середні за обсягами,
- Клас В або С – до 90%,
- Клас С – позиції, що формують останні 5% обсягу.

### 3. Узагальнена класифікація

Підсумкове значення класу для кожної позиції визначалося шляхом порівняння результатів обох підходів. У разі збігу класифікація залишалась незмінною. Якщо спостерігалася розбіжність, приймалося рішення на користь проміжного класу з урахуванням загальної структури даних.

Підсумкові результати ABC-аналізу подано в таблиці 2.5

Таблиця 2.5

## Результати АВС-аналізу

Назва позиції	Сума продажів	Кум. частка позицій	Класифікація по часткам позицій	Кум. обсяг продажів	Кум. обсяг продажів у %	Класифікація за часткою обсягів продажів	Загальна класифікація
Позиція №9 (0.85л)	24388,73	7%	А	24388,73	39%	А	А
Позиція №13 (0.85л)	10153,92	14%	А або В	34542,65	56%	А або В	А
Позиція №10 (3л)	7607,47		В	42150,12	68%	В	В
Позиція №12 (0.82л)	6134,85		В			В	В
Позиція №11 (5л)	3571,15		В			В	В
Позиція №7 (0.85л)	2940,06	63%	В			В	В
Позиція №6 (0.5л)	2421,89	56%	В або С	7008,01	11%	В	В
Позиція №14 (0.85л)	1664,52	49%	С	4586,12	7%	В або С	С
Позиція №8 (1.8л)	936,94	42%	С	2921,60	5%	С	С
Позиція №3 (5л)	796,26	35%	С	1984,66	3%	С	С
Позиція №2 (5л)	598,83	28%	С	1188,40	2%	С	С
Позиція №4 (10л)	387,02	21%	С	589,57	1%	С	С
Позиція №1 (3л)	121,91	14%	С	202,55	0,3%	С	С
Позиція №5 (10л)	80,64	7%	С	80,64	0,1%	С	С
Загальна сума продажів							61804,19

На другому етапі виконано XYZ-аналіз, який передбачає оцінку стабільності попиту за допомогою коефіцієнта варіації (CV). Розрахунок був проведений за допомогою формули (1.5)

Залежно від отриманого значення CV, позиції були розподілені на такі категорії:

- Категорія X:  $CV < 10\%$  (висока стабільність попиту),
- Категорія Y:  $10\% \leq CV \leq 25\%$  (середній рівень варіабельності),
- Категорія Z:  $CV > 25\%$  (висока нестабільність).

Таблиця 2.6

### Результати XYZ-аналізу

Назва позиції	Стандартне відхилення	Середнє значення	Коефіцієнт варіації	Класифікація
Позиція №1 (3л)	0,461992385	5,08	9%	X
Позиція №2 (5л)	2,444259011	24,95	10%	X
Позиція №3 (5л)	7,764583481	33,18	23%	Y
Позиція №4 (10л)	6,030737427	16,13	37%	Z
Позиція №5 (10л)	1,701349434	3,36	51%	Z
Позиція №6 (0.5л)	9,731707601	100,91	10%	X
Позиція №7 (0.85л)	26,16990688	122,50	21%	Y
Позиція №8 (1.8л)	3,569503037	39,04	9%	X
Позиція №9 (0.85л)	86,28801101	1016,20	8%	X
Позиція №10 (3л)	72,74764413	316,98	23%	Y
Позиція №11 (5л)	57,32162857	148,80	39%	Z
Позиція №12 (0.82л)	98,7707912	266,73	37%	Z
Позиція №13 (0.85л)	160,4420747	423,08	38%	Z
Позиція №14 (0.85л)	5,769900411	69,35	8%	X

Підсумком аналізу стала побудова матриці ABC–XYZ, яка дозволяє ідентифікувати товари з різним рівнем значущості та передбачуваності попиту. Це сприяє прийняттю диференційованих рішень щодо прогнозування, управління запасами та планування постачання.

Матриця ABC–XYZ

	A	B	C
X	№9	№6	№1, 2, 8,14
Y		№7,10	№3
Z	№13	№11,12	№4,5

На основі результатів матриці ABC–XYZ було прийнято рішення про використання диференційованого підходу до прогнозування попиту для кожної групи товарів. Вибір конкретного методу здійснювався з урахуванням стабільності, варіабельності та прогнозованості часових рядів.

#### 1. Категорія X — просте експоненційне згладжування (SES)

Для товарів з категорії X характерний стабільний і рівномірний попит (коефіцієнт варіації  $< 10\%$ ), що свідчить про відсутність виражених трендових і сезонних компонент. У таких випадках доцільно застосовувати метод простого експоненційного згладжування (Simple Exponential Smoothing, SES), який не враховує ні тренду, ні сезонності. Цей метод дозволяє ефективно згладжувати незначні коливання та формувати короткостроковий прогноз на основі постійного рівня ряду.

#### 2. Категорія Y — згладжування з урахуванням тренду: Holt або Holt–Winters

Позиції категорії Y мають помірну варіабельність ( $10\% \leq CV \leq 25\%$ ) і можуть містити трендові або сезонні компоненти. Для визначення доцільного методу прогнозування буде проведено STL-декомпозицію, що дозволить кількісно оцінити силу тренду та сезонності.

- Якщо буде виявлено значущий тренд без вираженої сезонності, буде застосовано метод Хольта (Holt's linear method).
- Якщо виявлено як тренд, так і сезонність, буде використано модель Хольта–Вінтерса (Holt–Winters exponential smoothing), яка передбачає наявність як адитивного, так і мультиплікативного сезонного компоненту.

### 3. Категорія Z — моделювання з використанням ARIMA

Група Z характеризується високою варіабельністю ( $CV > 25\%$ ), що вказує на нестабільний та непрогнозований попит, у якому традиційні методи згладжування можуть бути неефективними. У таких випадках доцільно застосовувати авторегресивні моделі інтегрованого ковзного середнього (ARIMA), які дозволяють моделювати складну динаміку з урахуванням лагової структури.

Проте перед використанням ARIMA необхідно переконатися в наявності автокореляції у часовому ряді, оскільки авторегресивні компоненти моделі базуються на залежності поточних значень від попередніх. Для цього буде проведено аналіз автокореляційної функції (ACF).

Крім того, STL-декомпозиція буде використана як допоміжний інструмент для оцінки структури ряду перед побудовою ARIMA-моделі — зокрема для визначення необхідності попереднього диференціювання та ідентифікації сезонності.

У разі, якщо для деяких позицій категорії Z не виявлено статистично значущої автокореляції, застосування ARIMA-моделей вважається недоцільним.

## 2.3 Попередній аналіз часових рядів

Перш ніж здійснювати моделювання та прогнозування, необхідно дослідити внутрішню структуру часових рядів продажів. Такий аналіз дозволяє виявити характерні особливості динаміки попиту: наявність трендової складової, сезонних коливань або випадкових флуктуацій.

### 2.3.1 Попередній аналіз часових рядів для групи Y

З метою визначення наявності тренду та сезонності у часових рядах товарних позицій групи Y було проведено STL-декомпозицію. Розрахунки виконано за допомогою мови програмування R. Код наведений у додатку B.

Для проведення декомпозиції використовувалась функція `stl()` з базового пакету `stats`. Зазначена функція дозволяє розкласти часовий ряд на три основні компоненти: трендову, сезонну та залишкову. Вихідні графіки та обчислення сили тренду й сезонності представлені в цьому розділі, а програмний код у додатку до роботи.

Таблиця 2.8

Отримані результати сили тренду та сили сезонності для групи Y

№ позиції	Сила тренду	Сила сезонності
Позиція №3 (5л)	0.218	0.570
Позиція №7 (0.85л)	0.332	0.518
Позиція №10 (3л)	0.346	0.311

Також було отримані графіки STL-декомпозиції для усіх позицій групи Y

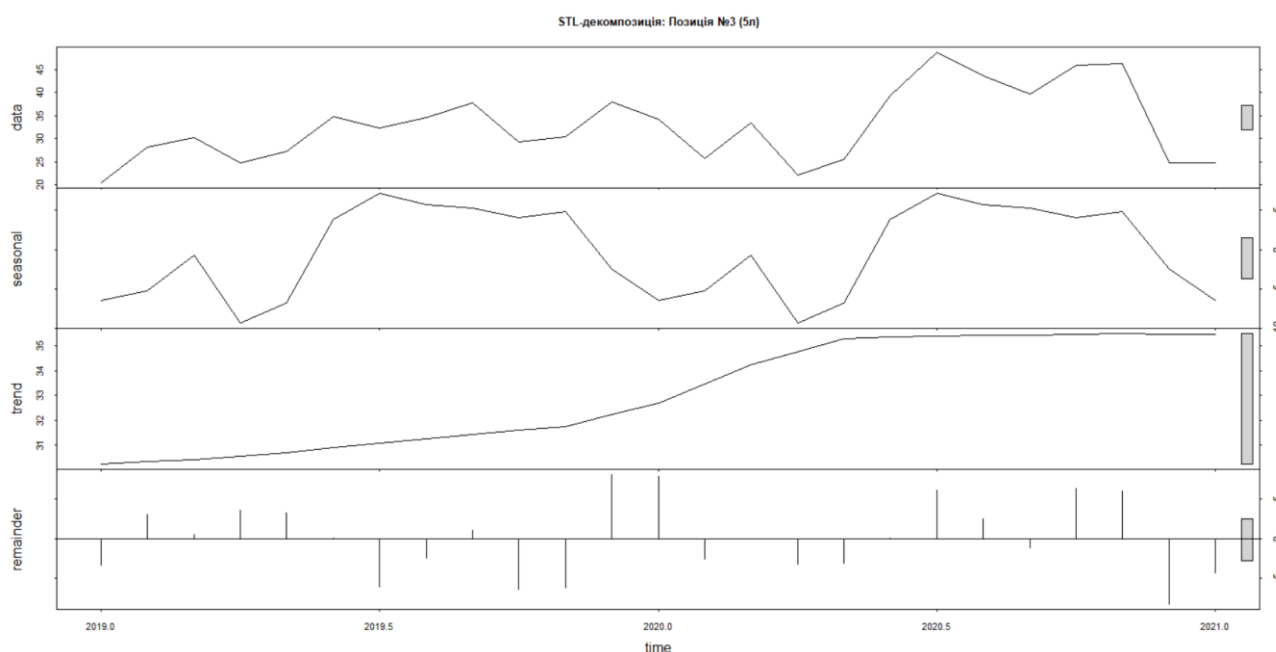


Рисунок 2.1 – STL-декомпозиція для позиції №3

Для позиції №3 (5л) рекомендовано застосування методу Хольта-Вінтерса, оскільки часовий ряд характеризується наявністю помітної сезонності (коефіцієнт сезонності = 0.570) та слабого, але присутнього тренду (0.218).

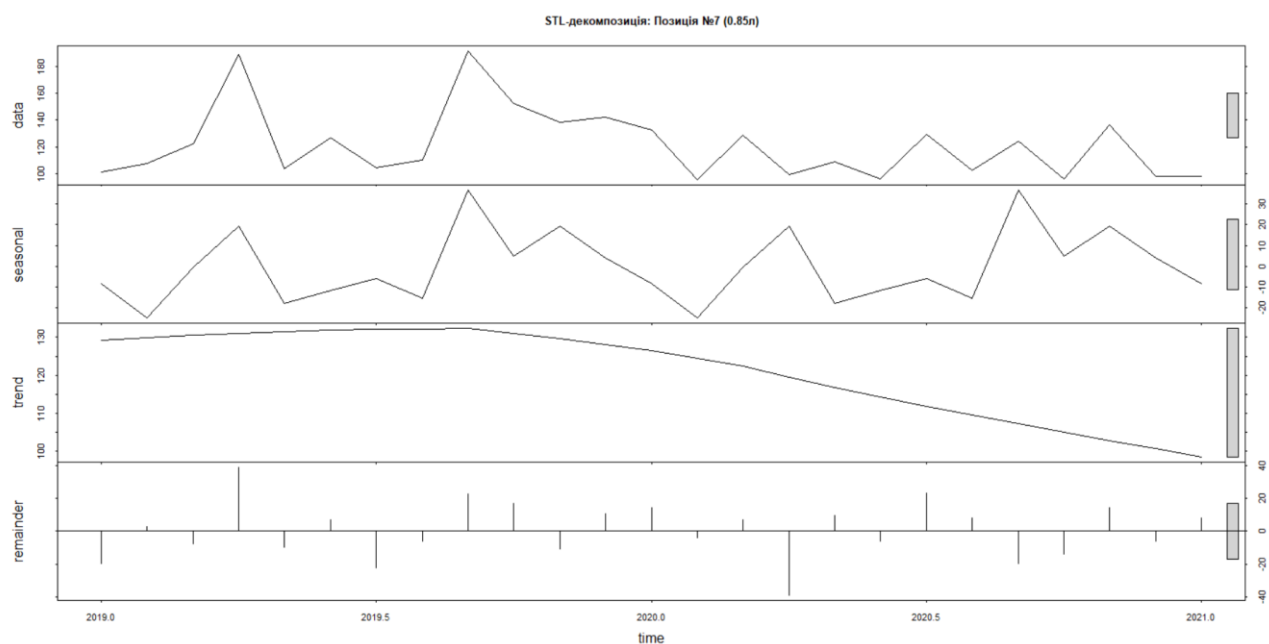


Рисунок 2.2 – STL-декомпозиція для позиції №7

Для позиції №7 (0.85л) також доцільно використати метод Хольта-Вінтерса, оскільки ряд демонструє виражену сезонність (0.518) та спадаючий тренд (0.332).

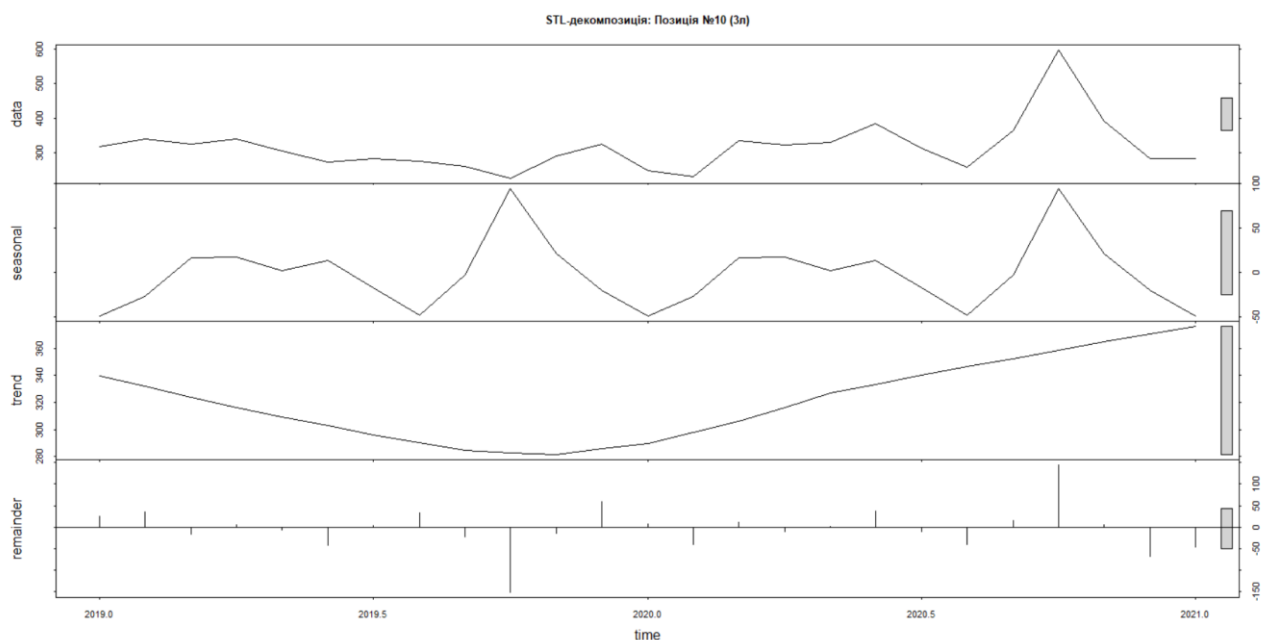


Рисунок 2.3 – STL-декомпозиція для позиції №10

Для позиції №10 (3л) рекомендовано метод Хольта, оскільки сезонна компонента є слабкою (0.311), тоді як трендова має дещо вищу силу (0.346), що свідчить про доцільність врахування лише тренду в моделі.

### 2.3.2 Попередній аналіз часових рядів для групи Z

Для перевірки наявності авторегресії у часових рядах товарних позицій групи Z було проведено побудову автокореляційної функції. Розрахунки виконано за допомогою мови програмування R. Програмний код наведений у додатку В.

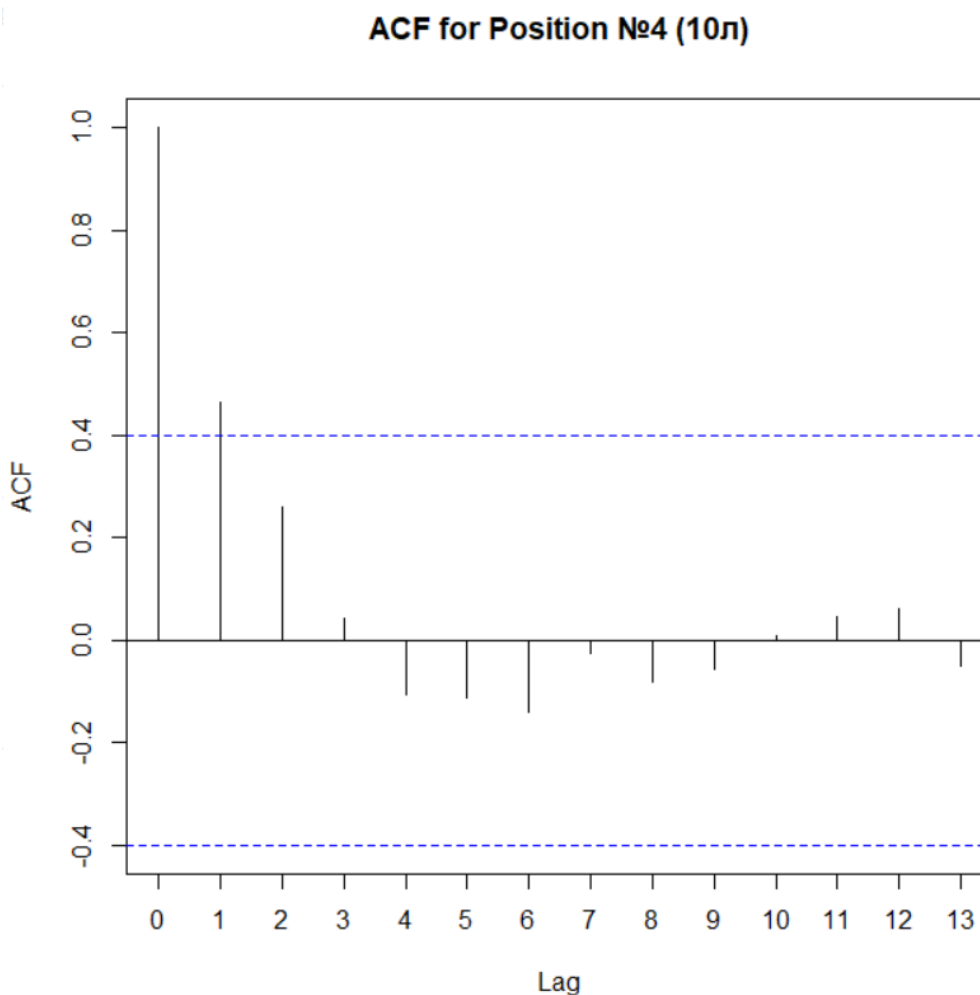


Рисунок 2.4 – Корелограма для позиції №4

Як видно з рисунка 2.4 , для позиції №4 значення автокореляції на лагу 1 перевищує межі довірчого інтервалу (95%), що свідчить про наявність суттєвої позитивної автокореляції.

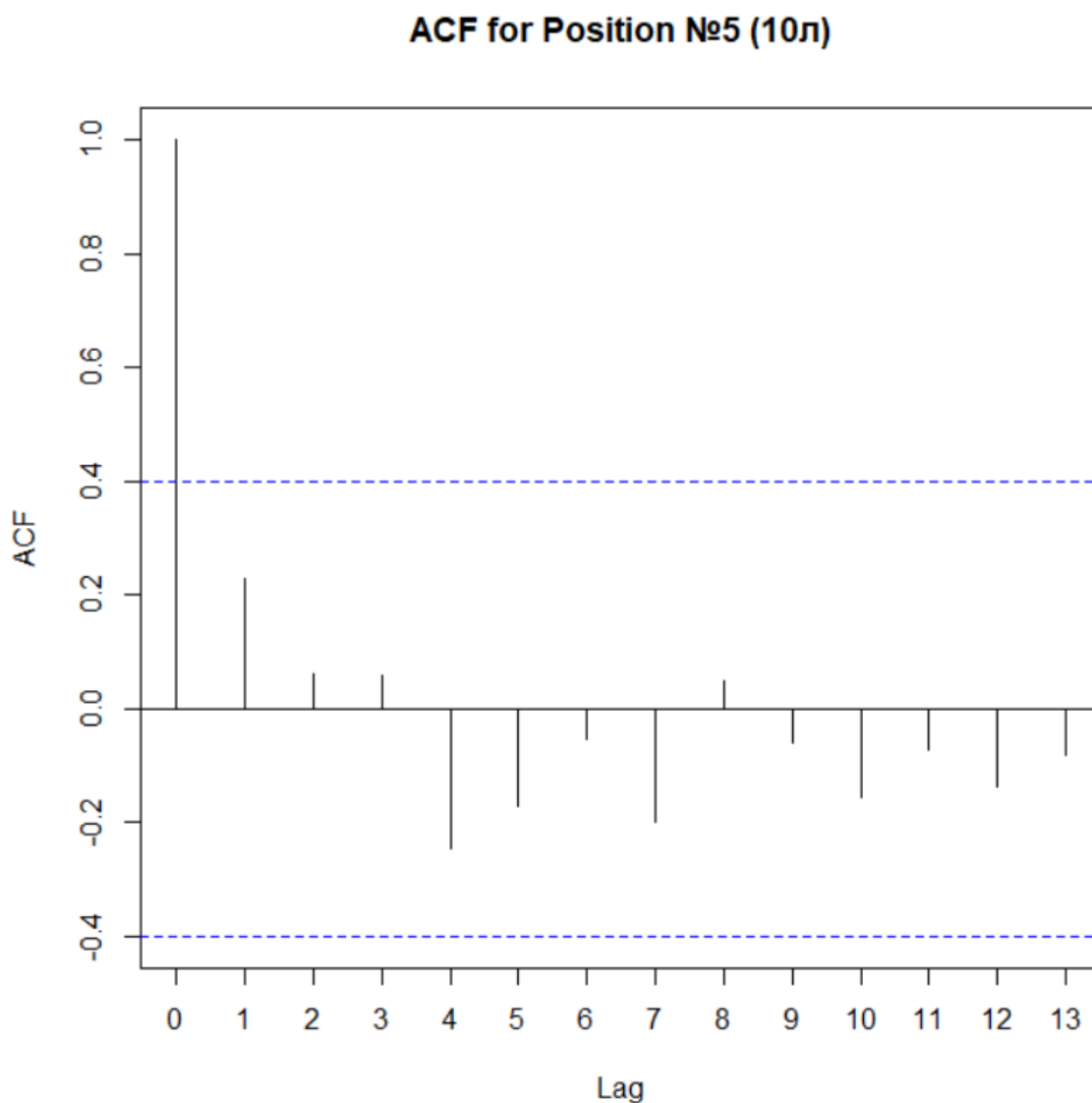


Рисунок 2.5 – Корелограма для позиції №5

Як видно з рисунка 2.5 , для позиції №5 значення автокореляції не перевищують межі довірчого інтервалу (95%), що свідчить про відсутність автокореляції. Для позиції №5 використання ARIMA не можливе.

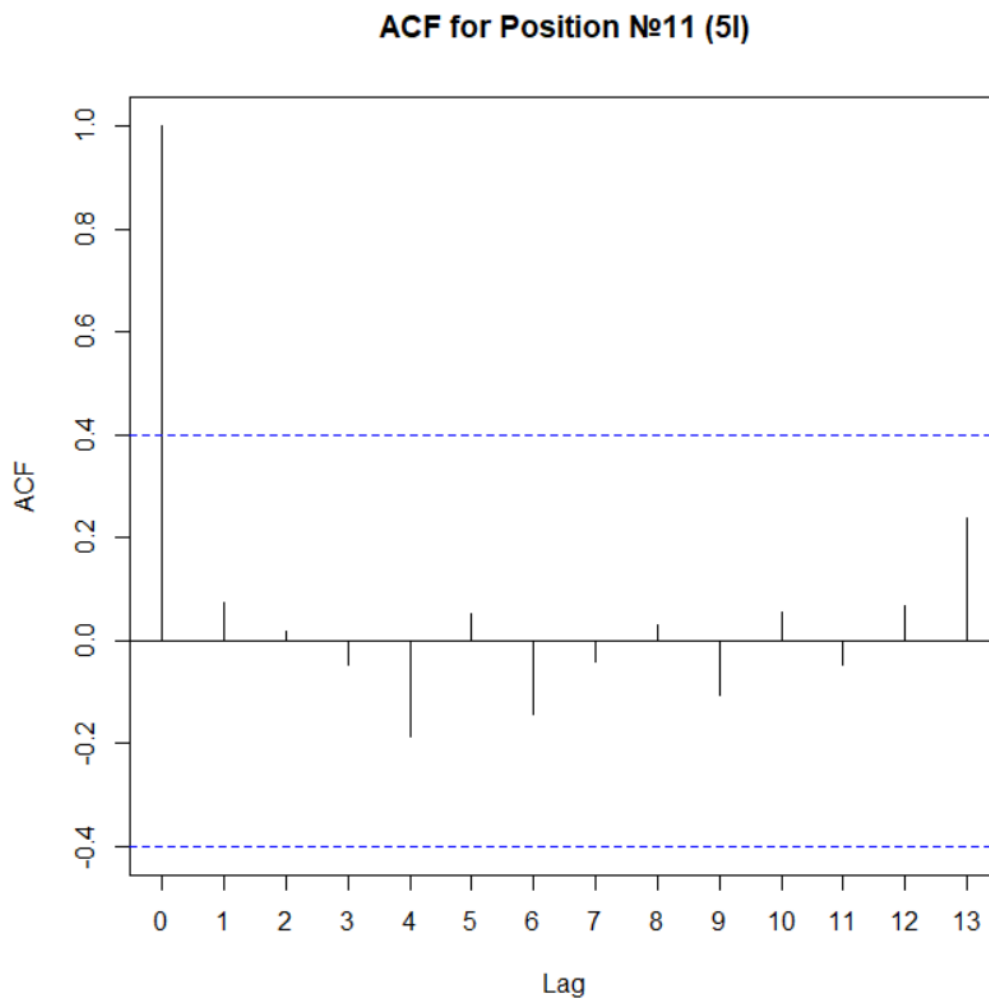


Рисунок 2.6 – Корелограма для позиції №11

Як видно з рисунка 2.6 , для позиції №11 значення автокореляції не перевищують межі довірчого інтервалу (95%), що свідчить про відсутність автокореляції. Для позиції №11 використання ARIMA не можливе.

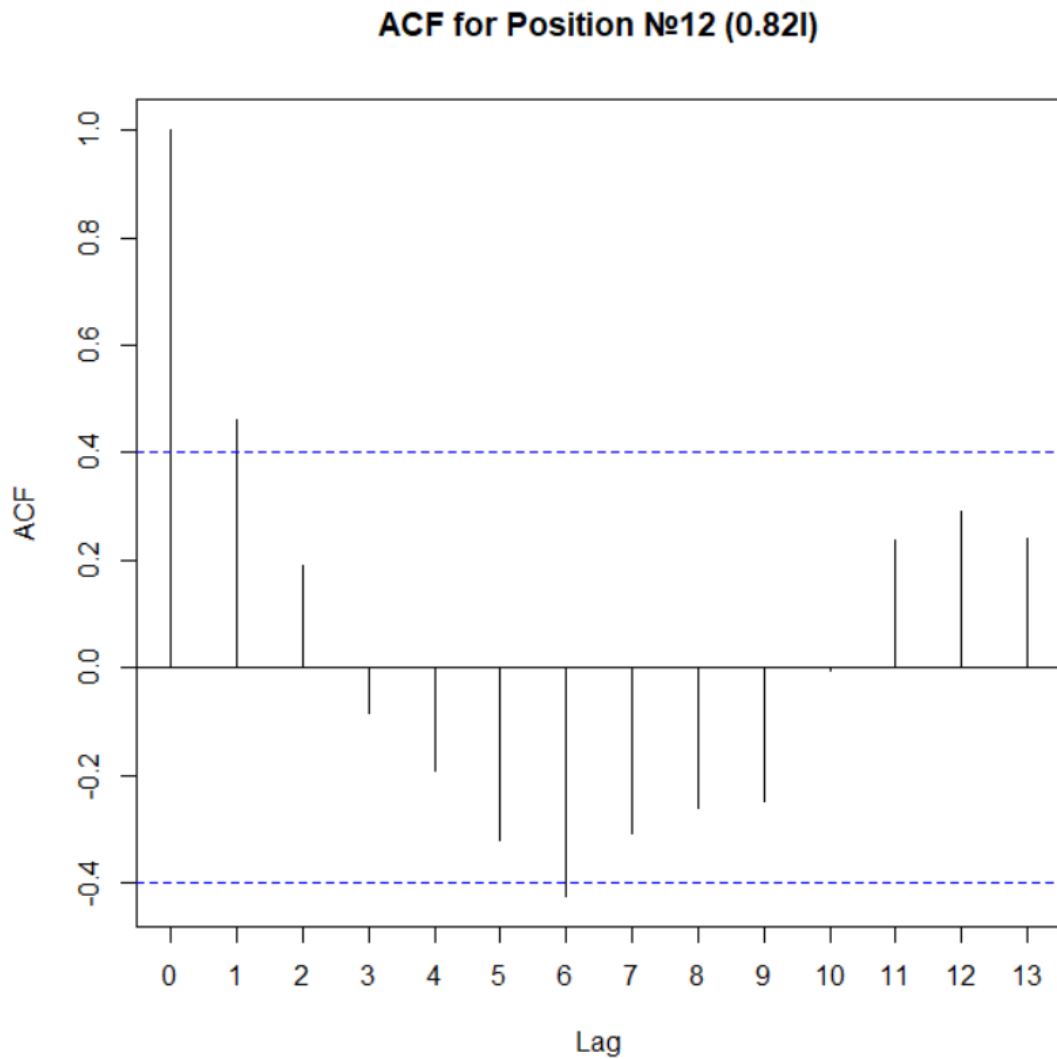


Рисунок 2.7 – Корелограма для позиції №12

Для позиції №12 побудована корелограма показала наявність статистично значущої автокореляції на лагу 1 (позитивна) та на лагу 6 (негативна). Така структура вказує на наявність короткострокових та можливо осциляційних залежностей у часовому ряді.

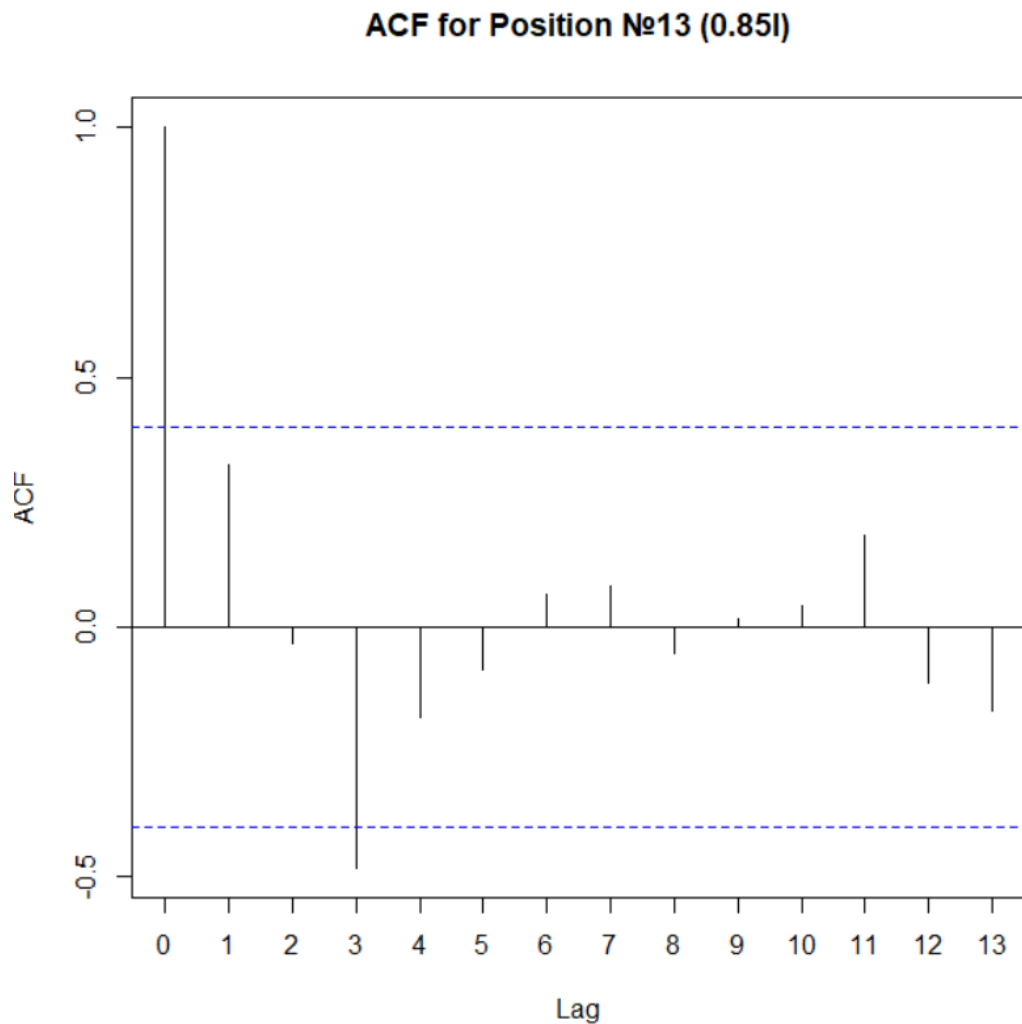


Рисунок 2.8 –Корелограма для позиції №13

Для позиції №13 побудована корелограма виявила статистично значущу негативну автокореляцію на лагу 3. Це може свідчити про наявність осциляційного або циклічного патерну з періодичністю приблизно три місяці.

Отже, для позицій №4, №12 та №13 застосування моделі ARIMA є обґрунтованим, оскільки в часових рядах було виявлено статистично значущу автокореляцію.

Натомість позиції №5 (10л) та №11 (5л) належать до групи Z відповідно до результатів XYZ-аналізу, що свідчить про нестабільний характер попиту. Автокореляційний аналіз не виявив внутрішньої залежності між спостереженнями у відповідних часових рядах. У зв'язку з цим для

прогнозування зазначених позицій доцільно застосувати метод простого експоненційного згладжування (SES), який є ефективним для рядів із хаотичною поведінкою та відсутністю вираженої структури.

#### 2.4 Прогнозування часових рядів групи X

Відповідно до результатів ABC–XYZ аналізу, для прогнозування обсягів реалізації позицій №1, 2, 6, 8, 9 та 14 було обрано метод простого експоненційного згладжування (SES).

Розрахунки базувалися на формулі простого експоненційного згладжування (формула 1.6), яка враховує попереднє фактичне значення та попередній прогноз, зважені за допомогою параметра згладжування  $\alpha$ . Початкове згладжене значення приймалося рівним фактичному значенню у першому періоді. Подальші прогнозні значення обчислювалися рекурсивно згідно з відповідною формулою.

Для кожного періоду обчислювалася абсолютна похибка між фактичним і прогнозованим значенням. На основі отриманих значень було розраховано середню абсолютну похибку (MAE) — як середнє значення усіх абсолютних відхилень.

З метою підвищення точності прогнозів було проведено підбір оптимального значення параметра  $\alpha$  із використанням надбудови "Пошук рішення" (Solver). У налаштуваннях надбудови в якості цільової функції було зазначено клітинку з MAE, яку необхідно було мінімізувати. Змінною виступав параметр  $\alpha$ , значення якого обмежувалося інтервалом від 0,1 до 1. Як метод розв'язання використовувався GRG Nonlinear — узагальнений редукований градієнт, рекомендований для задач неперервної нелінійної оптимізації.

На основі побудованої моделі також сформовано прогноз на наступні 12 місяців. Відповідно до властивостей SES-моделі, в умовах відсутності тренду та

сезонності прогнозні значення на майбутні періоди приймали значення останнього згладженого значення.

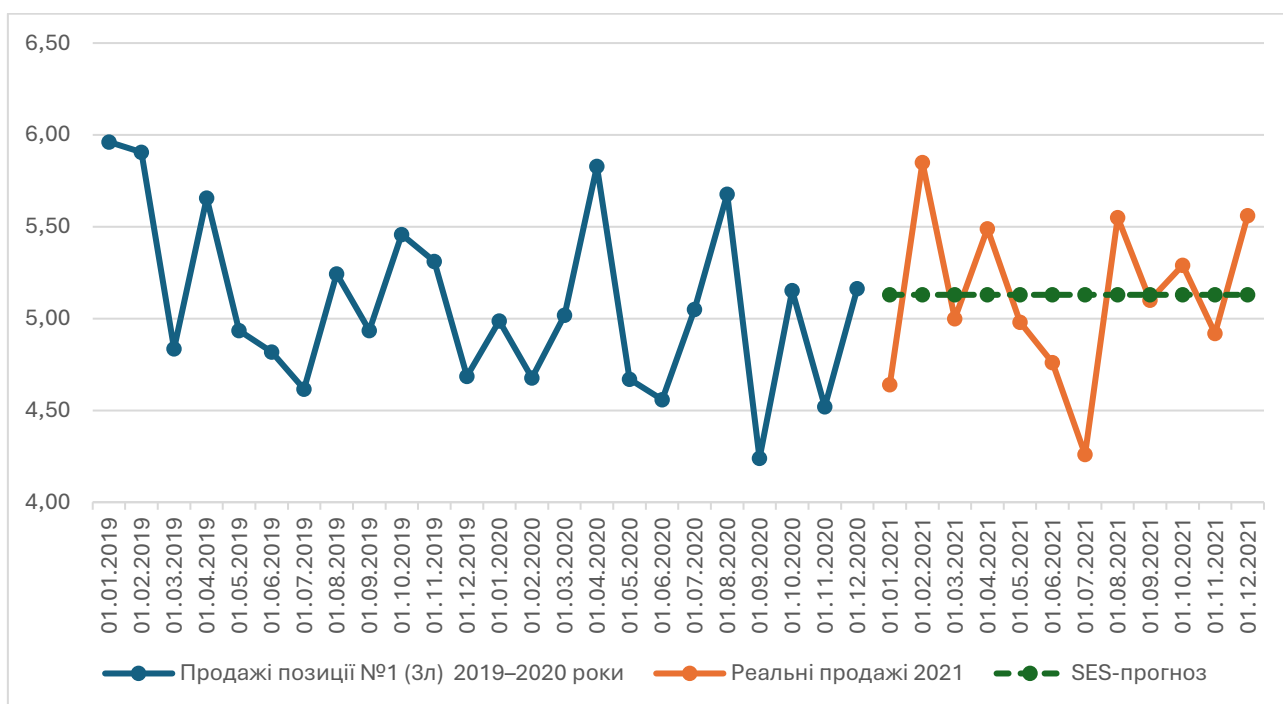


Рисунок 2.9 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №1 (3л),  $\alpha = 0,26$

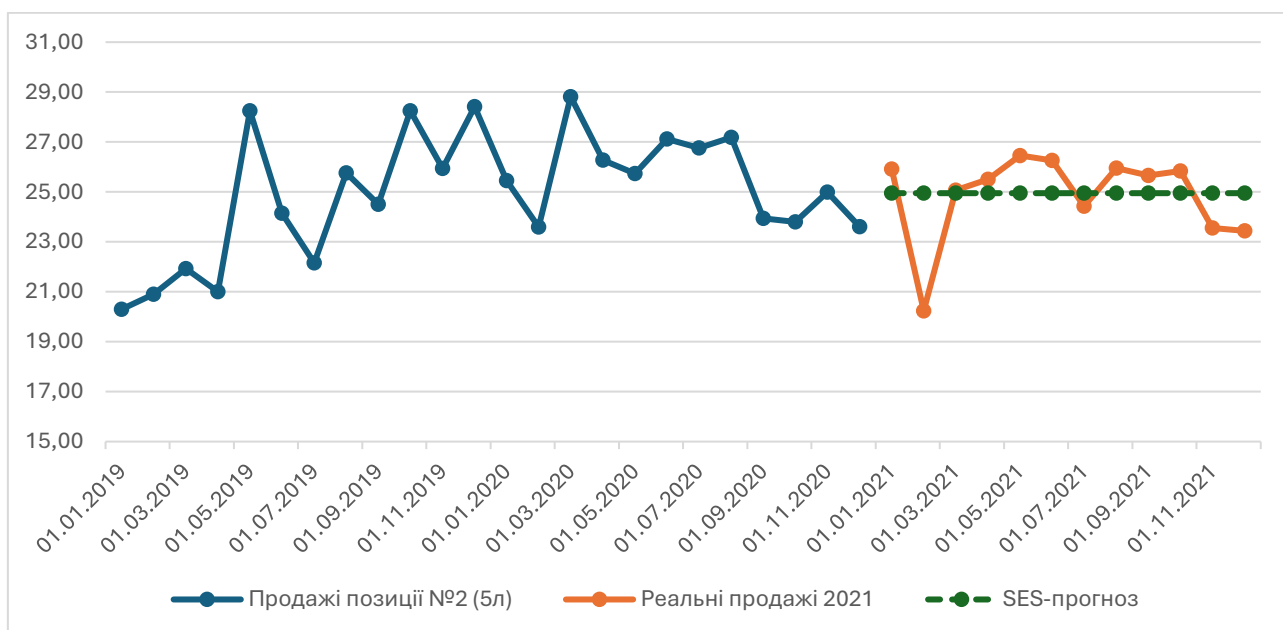


Рисунок 2.10 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №2 (5л),  $\alpha = 0,41$

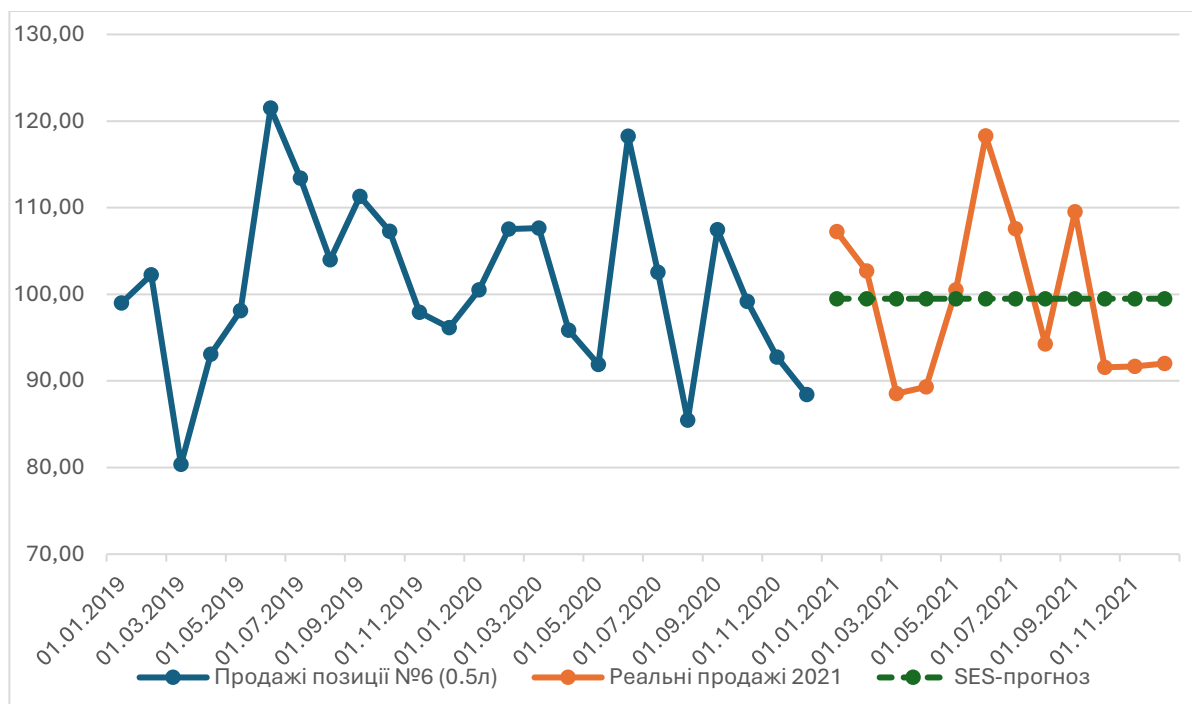


Рисунок 2.11 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №6 (0.5л),  $\alpha = 0,01$

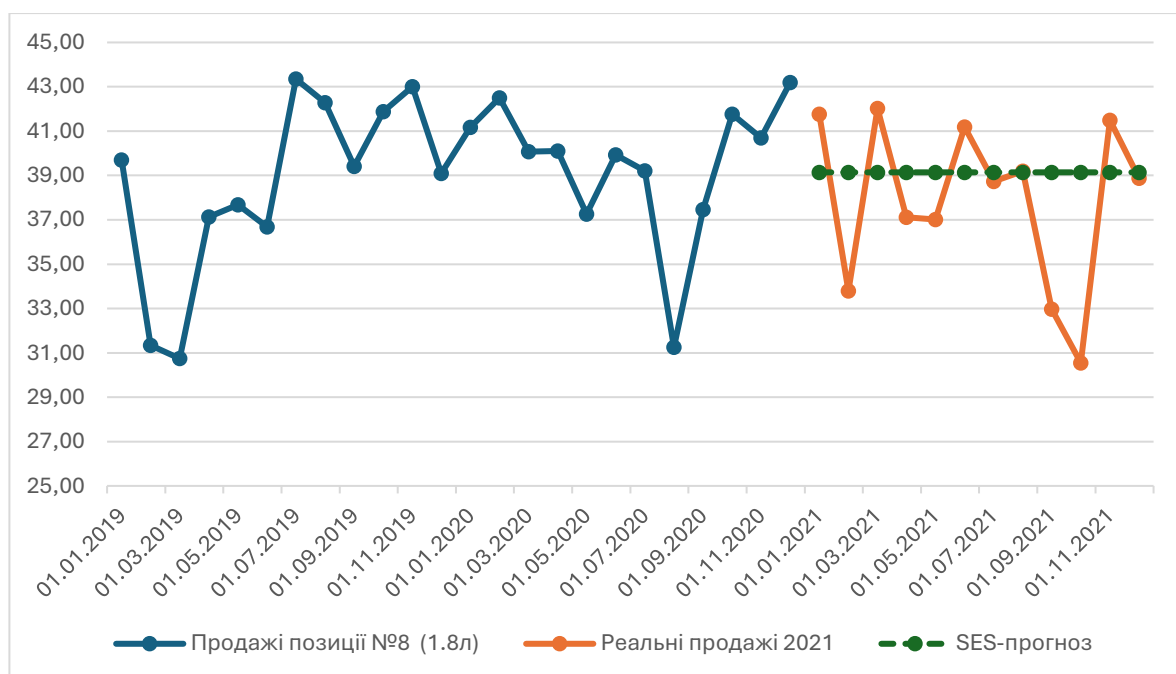


Рисунок 2.12 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №8 (1.8л),  $\alpha = 0,12$

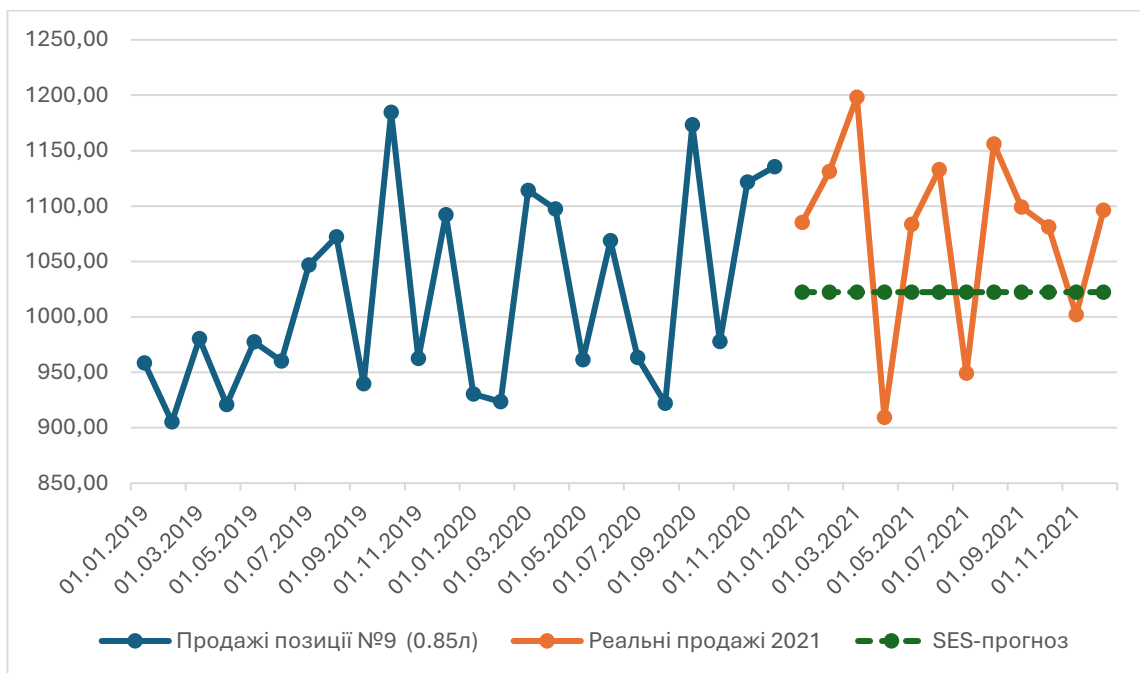


Рисунок 2.13 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №9 (0.85л),  $\alpha = 0,1$

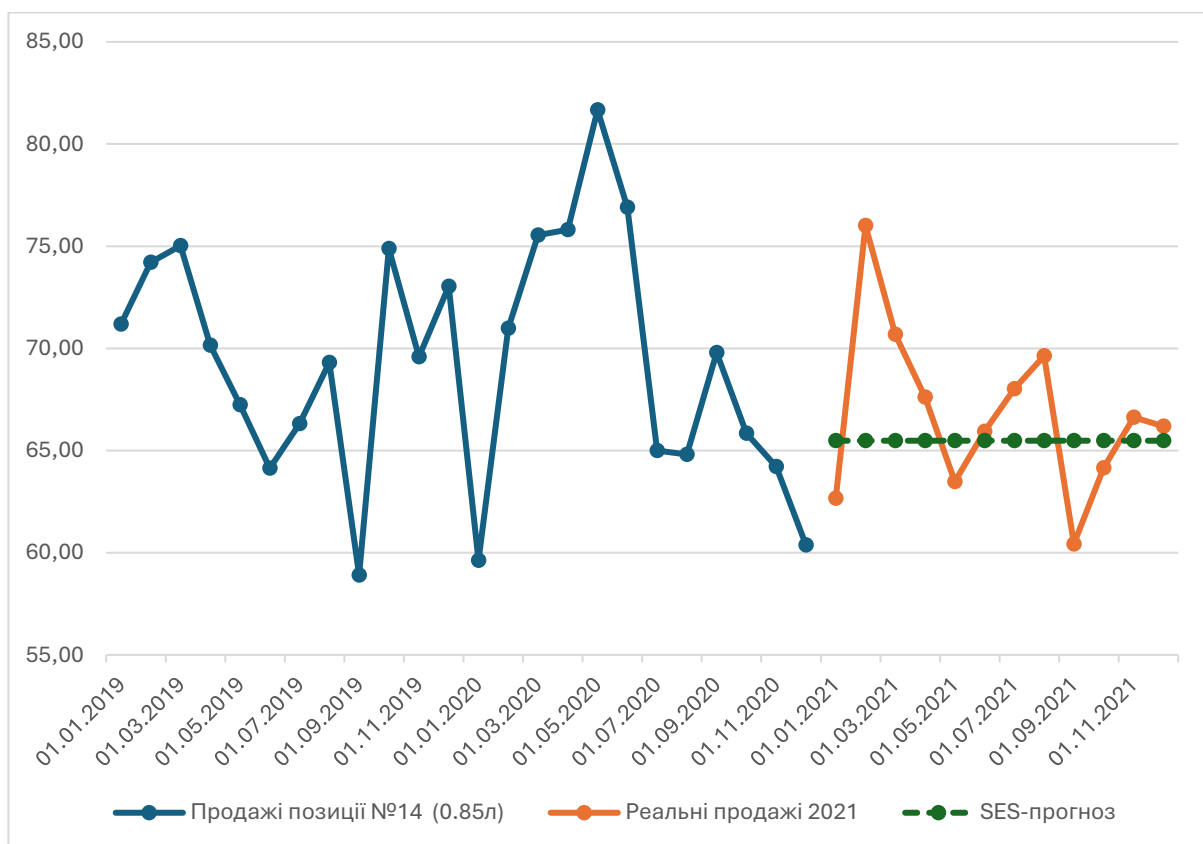


Рисунок 2.14 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №14 (0.85л),  $\alpha = 0,56$

Для оцінки ефективності побудованих прогнозів методом простого експоненційного згладжування (SES) було проаналізовано показники точності на період 2021 року.

Таблиця 2.9

**Оцінка точності прогнозів за методом простого експоненційного згладжування для позицій групи X**

№ Позиції	Параметр згладжування $\alpha$	Середня абсолютна помилка (MAE)	Середня квадратична помилка (MSE)	Середнє квадратичне відхилення (RMSE)	Середня відносна похибка апроксимації (MAPE)
Позиція №1 (3л)	0,26	0,36	0,19	0,43	7%
Позиція №2 (5л)	0,41	1,27	2,85	1,69	5%
Позиція №6 (0.5л)	0,01	8,2	85,03	9,22	8%
Позиція №8 (1.8л)	0,12	2,91	14,53	3,81	8%
Позиція №9 (0.85л)	0,1	89,07	9490,80	97,42	8%
Позиція №14 (0.85л)	0,56	3,17	17,28	4,16	5%

Згідно з результатами, наведеними в таблиці 2.9, точність прогнозування методом простого експоненційного згладжування (SES) суттєво відрізняється залежно від конкретної товарної позиції. Найменші значення середньої абсолютної похибки (MAE) спостерігаються для позицій №1 (0,36) та №2 (1,27), що свідчить про високу відповідність побудованих моделей фактичним даним. Ці позиції також характеризуються низькими значеннями середньої квадратичної похибки (MSE) та кореня з MSE (RMSE), що додатково підтверджує ефективність застосованого методу.

Водночас позиція №9 демонструє найвищі значення MAE (89,07) та RMSE (97,42). Однак такі абсолютні похибки зумовлені високим рівнем самих продажів

(у межах 900–1200 тонн), тому їх не слід розглядати як ознаку поганої якості моделі. Це підтверджується прийнятним значенням середньої відносної похибки (МАРЕ), яка для цієї позиції становить 8%. Таким чином, великі абсолютні значення помилок лише відображають масштаб даних, а не свідчать про низьку точність прогнозу.

Загалом, показник МАРЕ для всіх позицій групи не перевищує 10%, що вказує на високий рівень точності в контексті прогнозування споживчого попиту. Найменше значення цього показника зафіксовано для позиції №2 (5%), що свідчить про особливо якісний прогноз для відповідного часового ряду.

Отже, отримані результати підтверджують доцільність використання методу простого експоненційного згладжування для прогнозування попиту на позиції з відносно стабільною динамікою продажів.

## 2.5 Прогнозування часових рядів групи Y

Відповідно до результатів проведеного ABC–XYZ-аналізу та STL-декомпозиції, для прогнозування обсягів реалізації товарної позиції №10 було обрано метод Хольта, який враховує наявність тренду за відсутності сезонної складової. Натомість для позицій №3 та №7, у яких спостерігається виражена сезонність, було застосовано адитивну модель Хольта–Вінтерса.

Прогнозування для позиції №10 методом Хольта здійснювалося в середовищі Microsoft Excel. Розрахунки базувалися на класичних формулах подвійного експоненційного згладжування (формули 1.7–1.9), які передбачають окрему оцінку рівня та тренду часового ряду. Оцінки згладжуються відповідно до параметрів  $\alpha$  (для рівня) та  $\beta$  (для тренду). Початкові значення було задано таким чином: рівень — як значення першого спостереження, тренд — як різниця між двома першими значеннями ряду. Подальші обчислення виконувалися рекурсивно.

З метою підвищення точності прогнозу було здійснено оптимізацію параметрів  $\alpha$  та  $\beta$  за допомогою надбудови "Пошук рішення" (Solver). У налаштуваннях було визначено цільову функцію — мінімізацію значення MSE. Змінними параметрами виступали  $\alpha$  та  $\beta$ , обмежені в інтервалі  $[0,1]$ . Як метод розв'язання було обрано GRG Nonlinear (узагальнений редукований градієнт), рекомендований для задач неперервної нелінійної оптимізації.

Побудована модель була використана для побудови прогнозу обсягів реалізації позиції №10 на наступні 12 місяців.

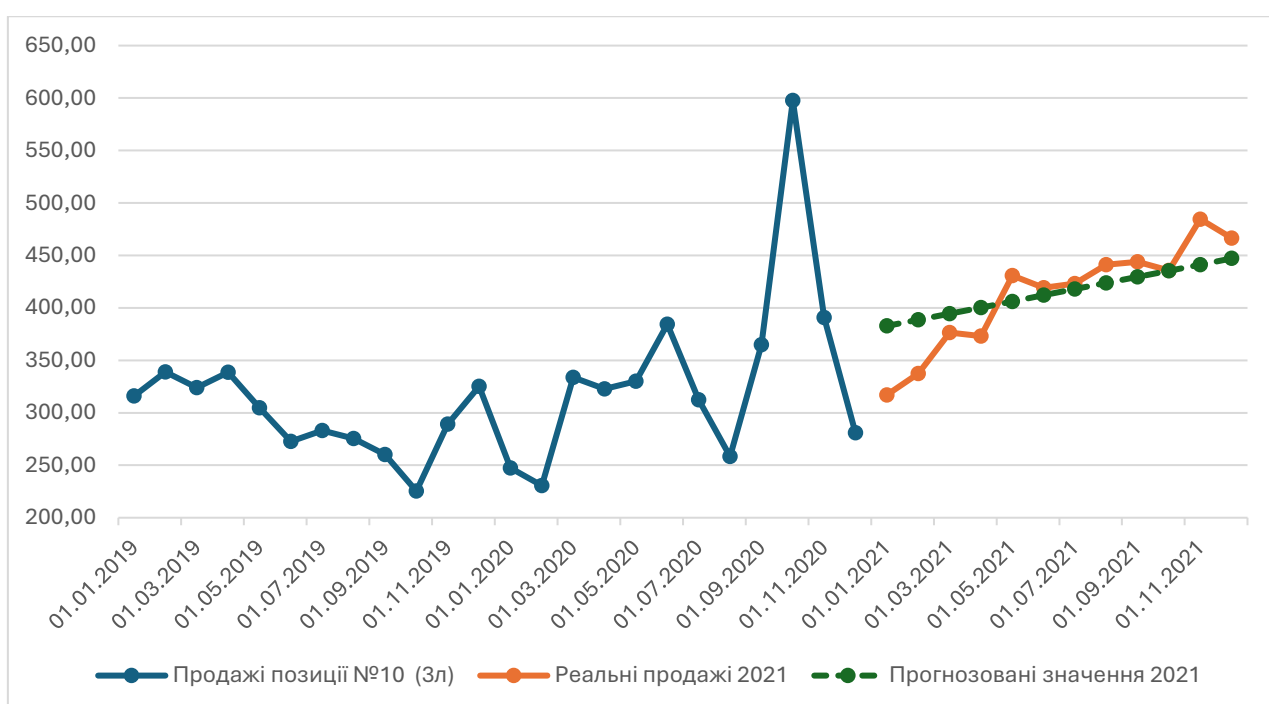


Рисунок 2.15 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом Хольта для позиції №10 (Зл)

**Оцінка точності прогнозу для позиції №10 за методом подвійного експоненційного згладжування**

Параметр згладжування $\alpha$	Параметр згладжування $\beta$	Середня абсолютна помилка (MAE)	Середня квадратична помилка (MSE)	Середнє квадратичне відхилення (RMSE)	Середня відносна похибка апроксимації (MAPE)
0,41	0,1	24,46	954,69	30,9	6%

Значення MAPE на рівні 6% свідчить про високу точність прогнозу, яка задовольняє загальноприйнятий критерій (<10%) для якісних моделей. Також низькі значення MAE та RMSE підтверджують, що прогноз моделі Хольта досить точно наближає фактичні обсяги реалізації. Таким чином, отримані результати підтверджують доцільність використання методу Хольта для прогнозування зазначеної товарної позиції в умовах наявного тренду та відсутності вираженої сезонності.

Прогнозування для позицій №3 та №7 здійснювалося за допомогою адитивної модифікації методу Хольта–Вінтерса, що базується на трьох рівняннях для згладжування рівня, тренду та сезонної компоненти (формули 1.10–1.12).

Для реалізації моделі використовувалось середовище програмування R та функція  $hw()$  із пакету `forecast`, яка дозволяє автоматично підбирати параметри згладжування  $\alpha, \beta, \gamma$ , шляхом мінімізації суми квадратів залишків між фактичними та прогнозованими значеннями. Ці параметри визначають вагу нової інформації при оновленні рівня, тренду та сезонності відповідно.

Оптимальні параметри згладжування для позиції №3:  $\alpha = 0,0001, \beta = 0,0001, \gamma = 0,003$

Оптимальні параметри згладжування для позиції №7:  $\alpha = 0,0001, \beta = 0,0001, \gamma = 0,003$

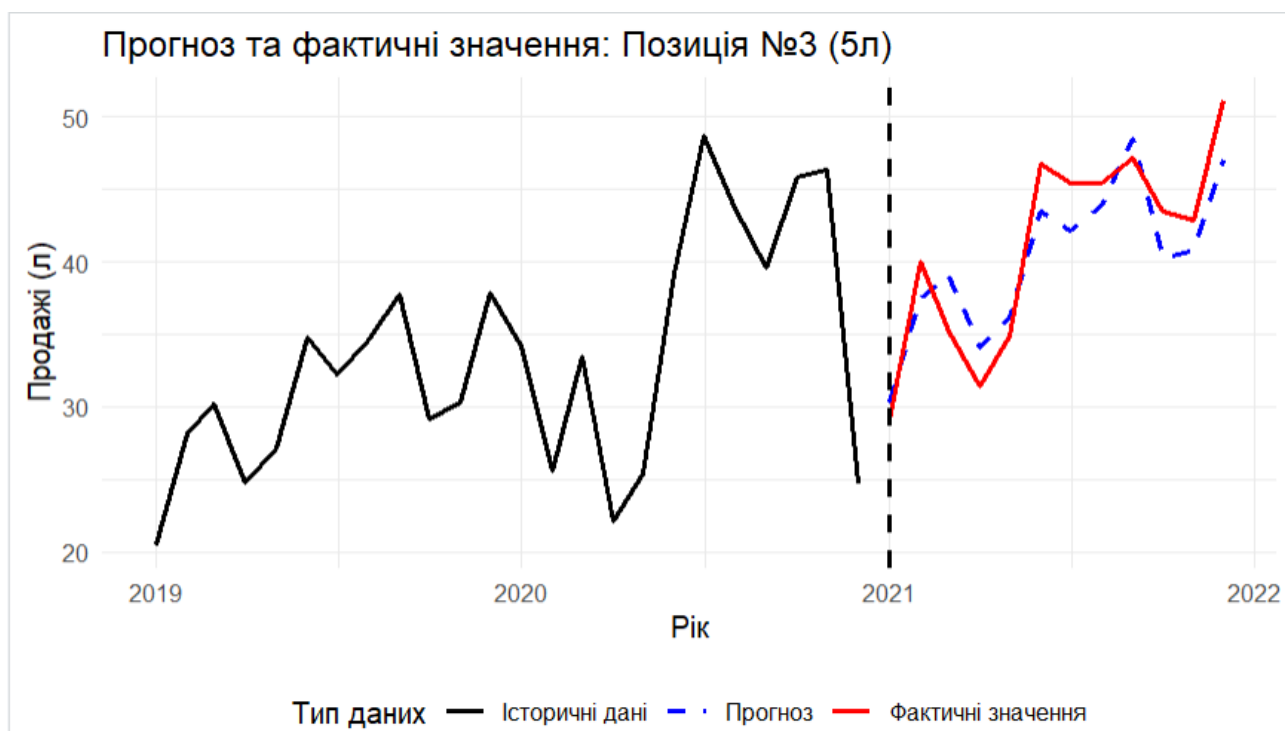


Рисунок 2.16 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом Хольта-Вінтерса для позиції №3 (5л)

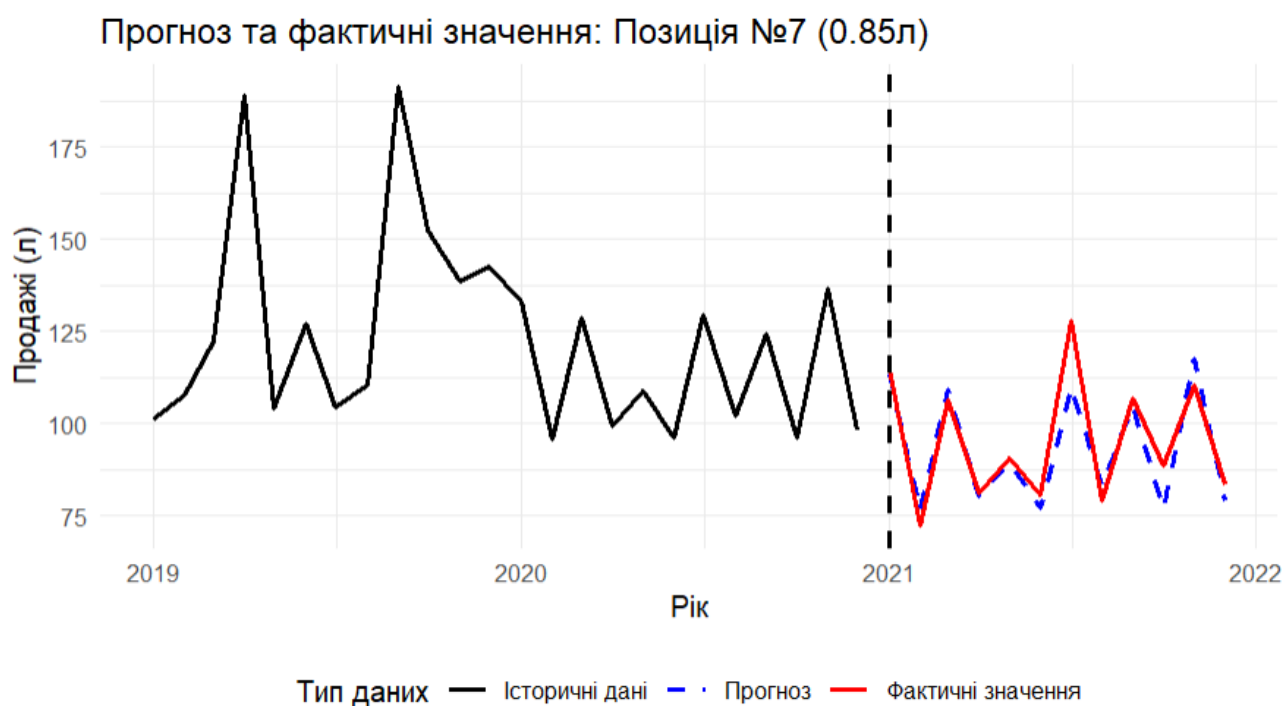


Рисунок 2.17 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом Хольта-Вінтерса для позиції №7 (0.85л)

Для оцінки ефективності побудованих прогнозів методом Хольта-Вінтерса було проаналізовано показники точності на період 2021 року.

Таблиця 2.11

### Оцінка точності прогнозів за методом Хольта-Вінтерса для позицій №3,7

№ Позиції	Середня абсолютна помилка (MAE)	Середня квадратична помилка (MSE)	Середнє квадратичне відхилення (RMSE)	Середня відносна похибка апроксимації (MAPE)	Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ )
Позиція №3 (5л)	2,540	7,430	2,726	6,215%	0,831
Позиція №7 (0.85л)	49,008	7,001	5,128	5%	0,824

Отримані результати свідчать, що модель Хольта-Вінтерса успішно апроксимує часові ряди реалізації як для позиції №3, так і для позиції №7. Значення середньої відносної похибки (MAPE) склали 6,2% та 5,1% відповідно, що відповідає критерію високої точності апроксимації (MAPE < 10%). Значення коефіцієнта детермінації  $R^2$  перевищують 0.82, що свідчить про адекватність моделей і якісне наближення до реальних значень.

## 2.6 Прогнозування часових рядів групи Z

Після побудови корелограм для рядів, що входять до групи Z, було виявлено наявність автокореляції для позицій №4, №12 та №13. Це свідчить про наявність авторегресійної компоненти в структурі відповідних часових рядів, що дозволяє застосовувати моделювання на основі ARIMA.

З метою виявлення сезонних коливань та визначення доцільності включення сезонної компоненти до моделі, було проведено STL-декомпозицію часових рядів зазначених позицій. На основі результатів декомпозиції обчислено силу тренду та силу сезонності. Розрахунки виконано з використанням відповідного програмного коду наведеного у додатку В.

Таблиця 2.12

**Розрахунки сили тренду та сезонності**

№ Позиції	Сила тренду	Сила сезонності
4	0.478	0.686
12	0.260	0.841
13	0.085	0.357

Згідно з отриманими результатами, для позицій №4 та №12 характерна висока сила сезонної компоненти (понад 0,6), що свідчить про наявність чіткої сезонної структури. У зв'язку з цим доцільним є застосування сезонної моделі ARIMA (SARIMA), яка враховує як трендову, так і сезонну складові часового ряду.

Натомість для позиції №13 як сила тренду, так і сила сезонності є низькими (менше 0,4), що свідчить про відсутність вираженої сезонної структури. Отже, для цієї позиції доцільно застосувати модель ARIMA без сезонної компоненти.

Для визначення параметрів моделей ARIMA та SARIMA спочатку перевіримо ряди на стаціонарність. Для цього використаємо статистичний тест Дікі–Фуллера (ADF).

Таблиця 2.13

**Результати перевірки часових рядів на стаціонарність**

№ Позиції	p-значення
Позиція №4	0.089
Позиція №12	0.2952
Позиція №13	0.07661

Оскільки всі p-значення перевищують критичний рівень 0.05, немає підстав для відхилення нульової гіпотези про наявність одиничного кореня. Отже, усі часові ряди є нестаціонарними та потребують диференціювання.

З урахуванням результатів STL-декомпозиції, для позиції №4 застосовано комбіноване диференціювання (звичайне та сезонне), оскільки значення сили тренду перевищує 0.4, а сили сезонності — 0.6. Для позиції №12 використано сезонне диференціювання через високу силу сезонної компоненти ( $>0.6$ ). Для

позиції №13 виконано лише звичайне диференціювання, оскільки сезонність є слабо вираженою.

Таблиця 2.14

### Результати тесту ADF після диференціювання

№ Позиції	p-значення
Позиція №4	0.04484
Позиція №12	0.01
Позиція №13	0.01

Як видно з таблиці, усі p-значення є меншими за 0.05, що дозволяє відхилити нульову гіпотезу та зробити висновок про стаціонарність рядів після диференціювання. Отже, перетворені часові ряди придатні для подальшого моделювання із застосуванням методів ARIMA та SARIMA.

Далі побудуємо графіки автокореляційної функції а також часткової автокореляційної функції, щоб визначити параметри моделей.

Для визначення порядків авторегресійної (AR) та MA -компоненти було побудовано автокореляційну (ACF) та часткову автокореляційну функції (PACF) на основі остаточного стаціонарного ряду.

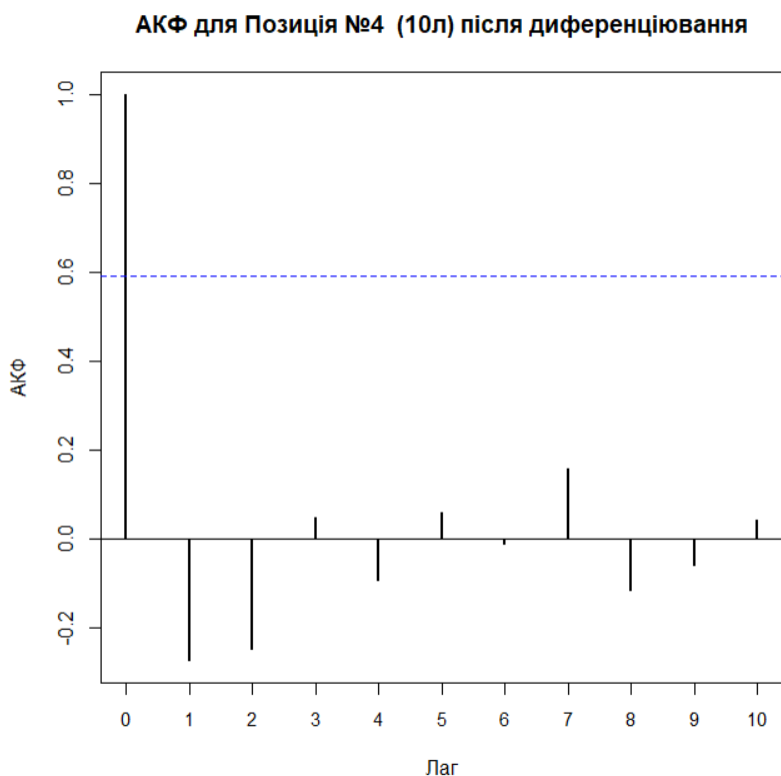


Рисунок 2.18 – АКФ для позиції №4

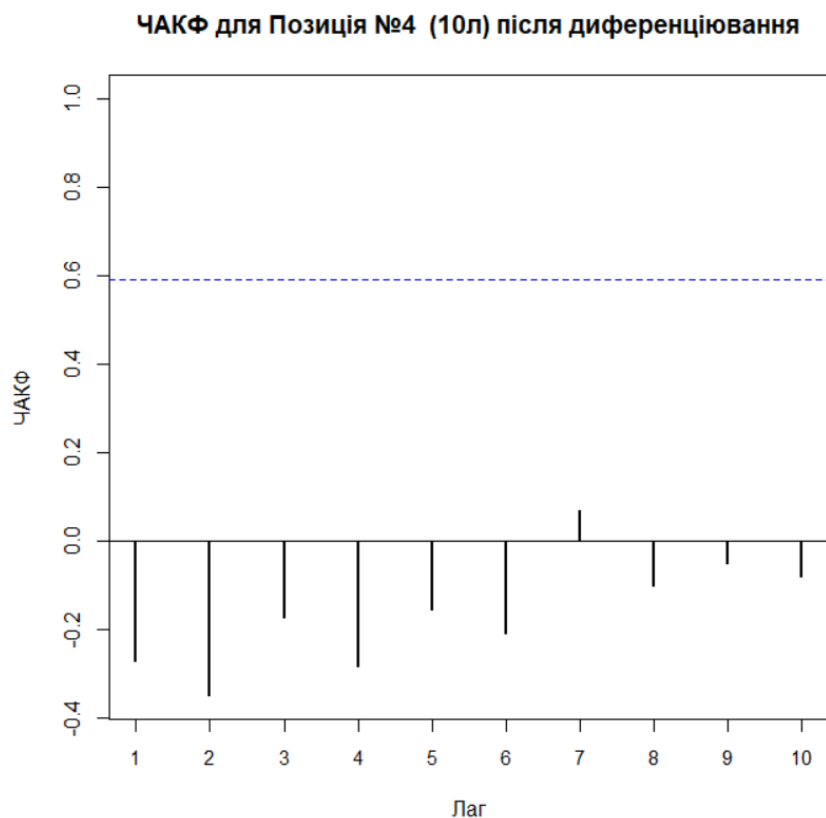


Рисунок 2.19 – ЧАКФ для позиції №4

Графік ACF показав відсутність значущих автокореляцій — жоден з лагів не вийшов за межі довірчого інтервалу. Аналогічно, графік PACF не продемонстрував статистично значущих часткових автокореляцій. Таким чином, можна зробити висновок про відсутність потреби у включенні AR- або MA-компонент. На основі проведеного аналізу було обрано модель: SARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12], яка включає одне сезонне та одне звичайне диференціювання і не містить додаткових параметрів.

АКФ для Позиція №12 (0.82л) після диференціювання

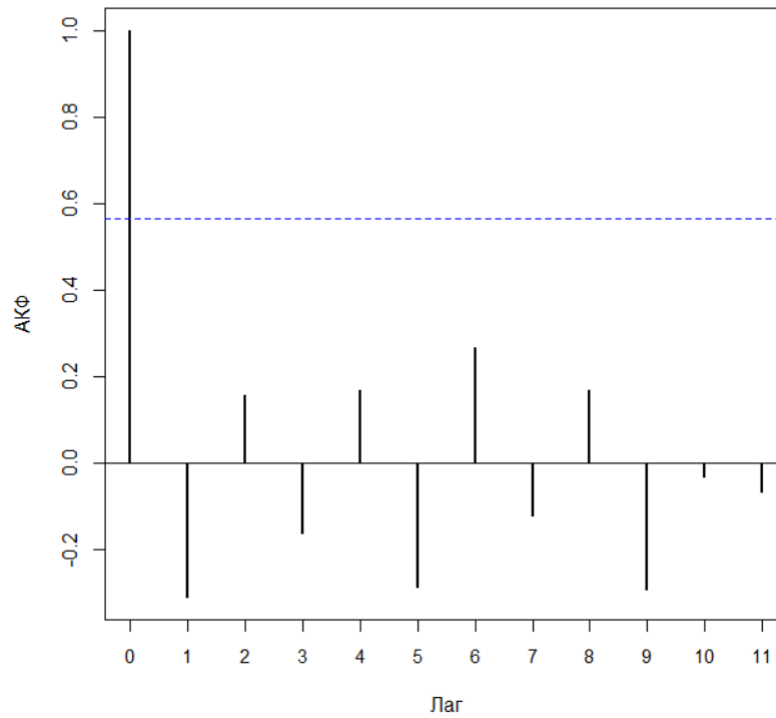


Рисунок 2.20 – АКФ для позиції №12

ЧАКФ для Позиція №12 (0.82л) після диференціювання

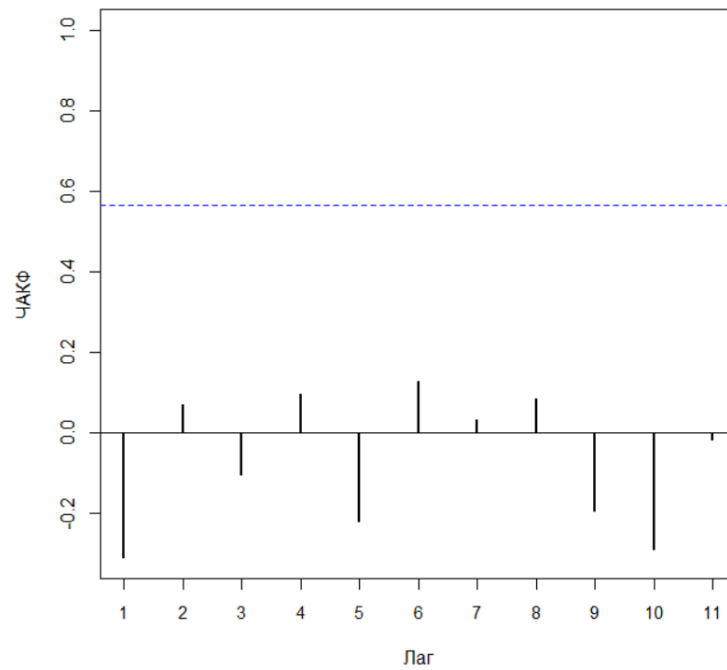


Рисунок 2.21 – ЧАКФ для позиції №12

Аналіз графіків показав, що жоден з лагів не виходить за межі довірчого інтервалу, що свідчить про відсутність значущих автокореляцій.

Відповідно, не було виявлено необхідності включати додаткові AR або MA компоненти. Таким чином, обрано модель: SARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12], яка включає лише сезонне диференціювання та не містить інших параметрів.

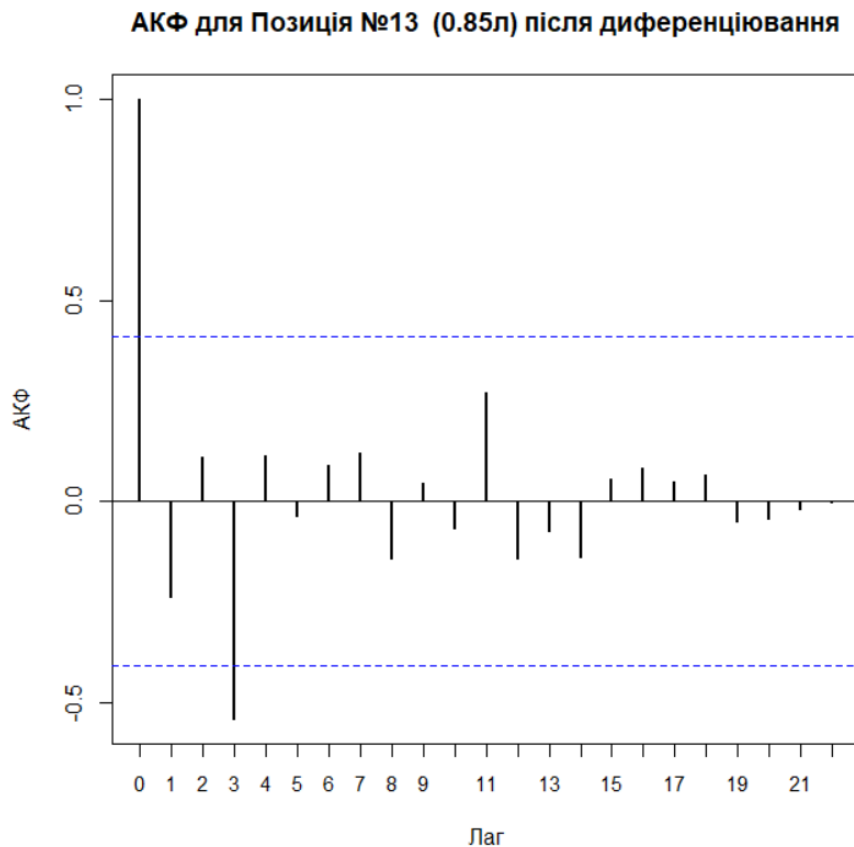


Рисунок 2.22– АКФ для позиції №13

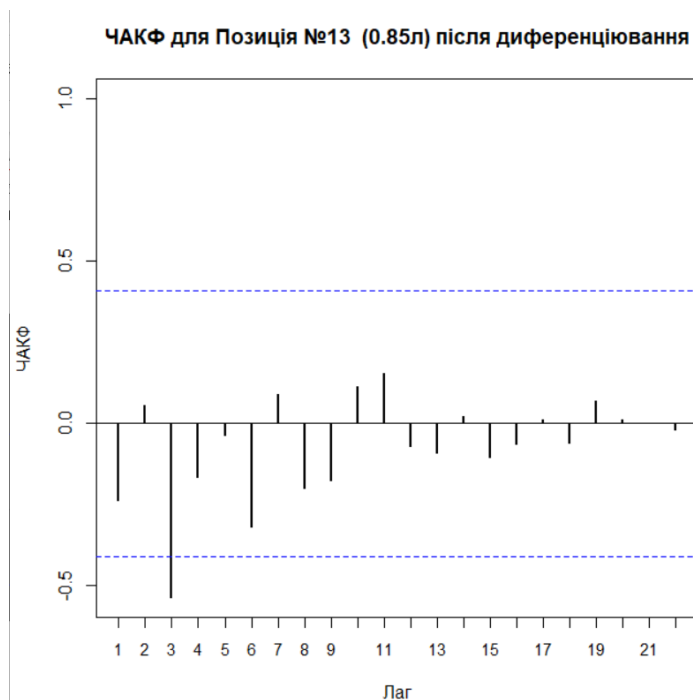


Рисунок 2.23 – ЧАКФ для позиції №13

На обох графіках було виявлено значуще негативне відхилення на лагу 3 як у ACF, так і в PACF. Це свідчить про наявність автокореляції третього порядку, характерної для як AR(3), так і MA(3)-моделей.

На основі проведеного аналізу було обрано модель: ARIMA(3,1,3) — з одним диференціюванням і третім порядком AR- і MA-компонент, яка відображає структуру кореляцій у диференційованому ряді.

Після побудови моделей було проведено їх діагностику шляхом аналізу залишків. Залишки моделі повинні бути некорельованими, що свідчатиме про відсутність неврахованої інформації в ряді. Для перевірки цього припущення використано тест Льюнга–Бокса, який дозволяє виявити автокореляцію в залишках на заданій кількості лагів.

Таблиця 2.15

#### Результати тесту Льюнга–Бокса для побудованих моделей

№ Позиції	p-значення
№4 SARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12]	0.9129
№12 SARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12]	0.3807
№13 ARIMA(3,1,3)	0.7196

У всіх випадках p-value перевищує порогове значення 0.05, що дає підстави не відхиляти нульову гіпотезу про відсутність автокореляції. Отже, моделі не залишають автокорельованої структури в залишках і можуть вважатися адекватними за цим критерієм.

Наступним етапом є здійснення прогнозування обсягів реалізації на 2021 рік із використанням побудованих моделей для кожної товарної позиції.



Рисунок 2.24 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту для позиції №4 (10л) за моделлю SARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12]



Рисунок 2.25 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту для позиції №12 (0.82л) за моделлю SARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12]



Рисунок 2.26 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту для позиції №13 (0.85л) за моделлю ARIMA(3,1,3)

Після візуального порівняння прогнозованих та фактичних обсягів реалізації було здійснено кількісну оцінку точності прогнозу для кожної з побудованих моделей.

Таблиця 2.16

### Показники точності прогнозування попиту за моделями ARIMA та SARIMA

№ Позиції	Середня абсолютна помилка (MAE)	Середня квадратична помилка (MSE)	Середнє квадратичне відхилення (RMSE)	Середня відносна похибка апроксимації (MAPE)	Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ )
Позиція №4 (10л)	3.656	22.935	4.789	12.9%	0.675
Позиція №12 (0.82л)	17.493	477.6	21.854	7.8%	0.907
Позиція №13 (0.85л)	19.885	997.804	31.588	4.433%	0.409

На основі отриманих метрик точності було встановлено, що модель SARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] для позиції №12 (0.82л) забезпечує найкращі

результати: найнижчі значення середньої відносної похибки ( $MAPE = 7.8\%$ ) та високе значення коефіцієнта детермінації ( $R^2 = 0.907$ ), що свідчить про добру відповідність прогнозу до фактичних значень.

Для позиції №4 (10л) модель  $SARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12]$  також продемонструвала задовільну точність ( $MAPE = 12.9\%$ ,  $R^2 = 0.675$ ), що дозволяє її застосовувати для короткострокового прогнозування попиту в умовах сезонної динаміки.

Найменш точним виявився прогноз для позиції №13 (0.85л) за моделлю  $ARIMA(3,1,3)$ . Попри низьке значення  $MAPE$  (4.4%), високе значення  $MSE$  (997.8) та низький коефіцієнт детермінації ( $R^2 = 0.409$ ) свідчать про значні абсолютні коливання між прогнозованими та фактичними значеннями.

Окрім позицій, для яких було доцільним застосування моделей  $ARIMA$  та  $SARIMA$ , у складі групи  $Z$  залишилися ще дві товарні позиції — позиція №5 (10л) та позиція №11 (5л). Вони не продемонстрували статистично значущої автокореляції на графіках автокореляційної функції ( $ACF$ ). Згідно з результатами  $ABC$ – $XYZ$ -аналізу, позиції були віднесені до груп  $CY$  та  $CZ$ , що характеризується низькою стабільністю попиту та нерегулярністю продажів. У зв'язку з цим, для прогнозування обсягів реалізації зазначених товарів було обрано метод простого експоненційного згладжування ( $SES$ ) як найбільш доцільний для рядів без виражених трендів і сезонності.

Побудова прогнозів здійснювалася за аналогічним підходом, описаним у підрозділі 2.4.

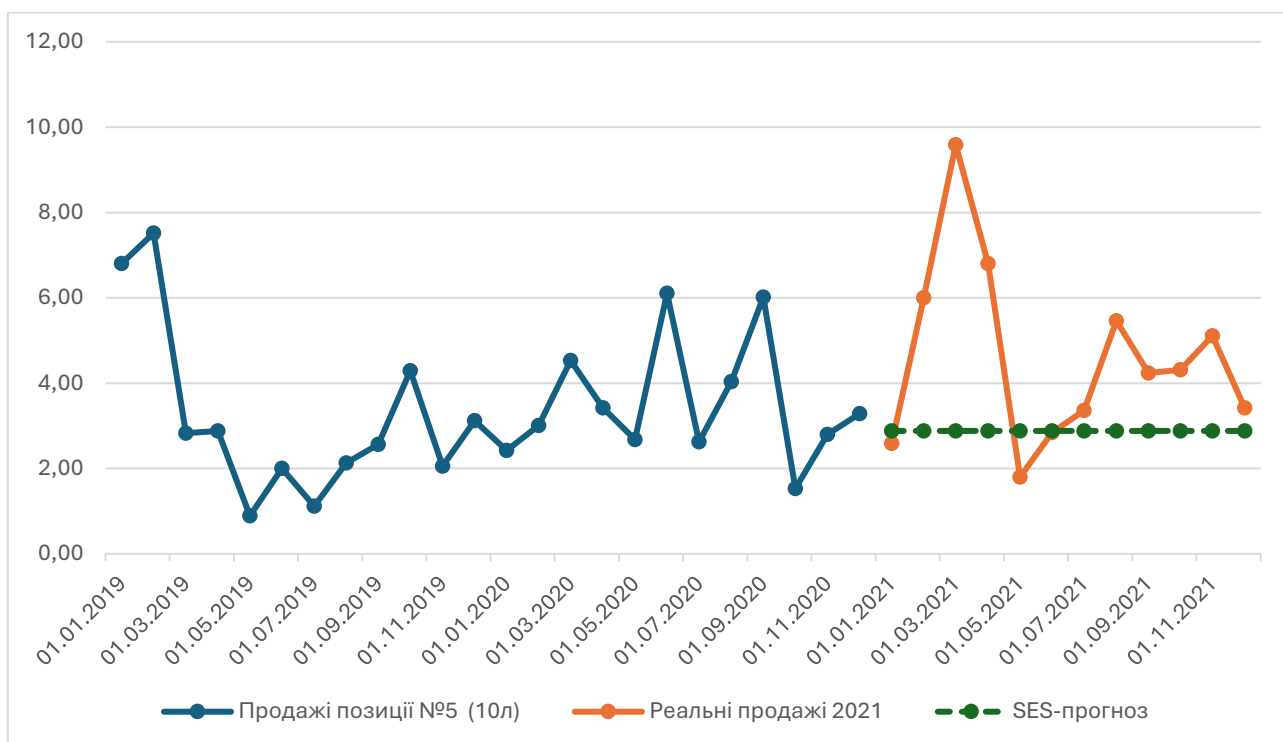


Рисунок 2.27 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №5 (10л)

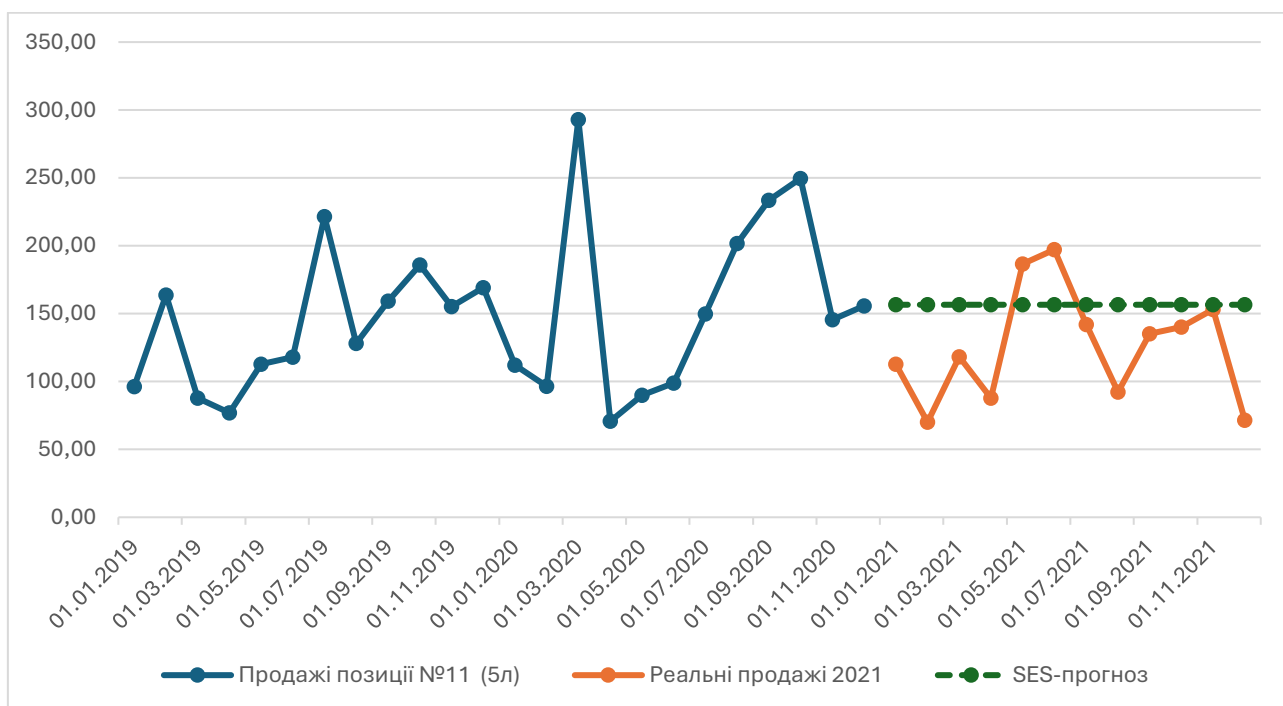


Рисунок 2.28 – Порівняння фактичного та прогнозованого попиту за методом SES для позиції №11 (5л)

Таблиця 2.17

**Оцінка точності прогнозів за методом простого експоненційного згладжування для позицій групи Z**

№ Позиції	Параметр згладжування $\alpha$	Середня абсолютна помилка (MAE)	Середня квадратична помилка (MSE)	Середнє квадратичне відхилення (RMSE)	Середня відносна похибка апроксимації (MAPE)
Позиція №5 (10л)	0,59	1,98	7,29	2,7	37%
Позиція №11 (5л)	0,1	42,76	2537,09	50,37	45%

Метод простого експоненційного згладжування показав задовільну точність для позицій групи Z за умови індивідуального підбору параметра згладжування. Незважаючи на відносно високі значення MAPE, їх можна вважати прийнятними для рядів із хаотичним попитом, характерним для групи Z. Це підтверджує доцільність застосування SES як простої, але адаптивної моделі для прогнозування нестабільних часових рядів.

## 2.7 Висновки до розділу

У спеціальному розділі було проведено комплексне практичне дослідження, спрямоване на прогнозування обсягів реалізації бутильованої соняшникової олії в Україні за допомогою сучасних методів аналізу часових рядів. На основі щомісячних даних за 2019–2020 роки для 14 найприбутковіших товарних позицій виконано поетапний аналіз, що охоплює класифікацію, попередню обробку та побудову прогнозних моделей.

На першому етапі було здійснено ABC–XYZ аналіз, за результатами якого товари класифіковано за значущістю в продажах та варіабельністю попиту. Це дозволило сформулювати диференційований підхід до прогнозування: для стабільних позицій (категорія X) використано метод простого експоненційного

згладжування (SES), для серій із трендом і/або сезонністю (категорія Y) — моделі Хольта та Хольта–Вінтерса, а для позицій із нестабільним попитом (категорія Z) — моделі ARIMA та SARIMA.

Для товарних позиції груп Y та Z проведено STL-декомпозицію, що дозволило кількісно оцінити силу тренду й сезонності. Також для групи Z перевірено стаціонарність рядів за допомогою тесту Дікі–Фуллера, побудовано графіки автокореляції (ACF та PACF) та виконано діагностику моделей за критеріями MAE, RMSE, MAPE, коефіцієнтом детермінації та тестом Льюнга–Бокса.

Отримані результати підтвердили ефективність застосованого підходу. Зокрема, для більшості позицій було досягнуто прийнятних значень MAPE (менше 10%), що свідчить про високу точність прогнозів. Навіть у випадках нестабільного попиту (група Z), де MAPE сягала 37–45%, використання SES дозволило сформувані обґрунтовані прогнози з урахуванням хаотичного характеру рядів.

Таким чином, диференційоване застосування методів прогнозування на основі класифікації ABC–XYZ дозволило досягти високої адаптивності моделей до особливостей кожного часового ряду та забезпечити релевантність результатів для практичного використання в системах планування та управління запасами.

## ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи було реалізовано системний аналіз та практичне моделювання процесу прогнозування обсягів реалізації бутильованої соняшникової олії на внутрішньому ринку України.

У роботі було запропоновано диференційований підхід, що поєднує ABC–XYZ аналіз і моделювання часових рядів. Кожна з 14 товарних позицій була класифікована за значущістю в обсязі продажів та стабільністю попиту. Це дозволило адаптувати вибір прогнозних методів до особливостей кожного ряду. Зокрема, для позицій з регулярним попитом (категорія X) використано метод простого експоненційного згладжування (SES), для позицій з трендом або сезонністю (категорія Y) — моделі Хольта та Хольта–Вінтерса, для нестабільних позицій (категорія Z) — моделі ARIMA та SARIMA.

Практичне прогнозування здійснювалося в середовищах Excel та R з використанням оптимізації параметрів згладжування та автоматизованої діагностики моделей. Усі часові ряди були попередньо проаналізовані на предмет тренду, сезонності, стаціонарності та автокореляції. Для моделей ARIMA та SARIMA виконано STL-декомпозицію, перевірку на стаціонарність (тест Дікі–Фуллера), побудову корелограм та діагностику залишків.

Оцінка точності прогнозів показала, що більшість моделей забезпечують прийнятні значення середньої відносної похибки (MAPE). Для 11 позицій MAPE не перевищувала 10%, що свідчить про високу точність. Навіть у випадках з вираженою нестабільністю (група Z), де MAPE сягала 37–45%, моделі з використанням SES дозволили отримати практично корисні результати з урахуванням специфіки попиту.

Таким чином, результати дослідження підтвердили ефективність комбінованого підходу, що дозволяє враховувати як економічну значущість товару, так і характер його реалізації. Запропонована методологія є гнучкою та масштабованою і може бути застосована для інших груп товарів у сфері дистрибуції.

Практична цінність роботи полягає в можливості впровадження моделей прогнозування для підвищення ефективності управління запасами, зниження витрат на логістику та забезпечення безперебійного задоволення споживчого попиту.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кваліфікаційна робота бакалавра [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т.А. Желдак, Т.В. Хом'як, А.В. Малієнко, О.М. Алексєєв ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2026. – 32 с.  
<https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/172840>
2. Білоцерківський О. Б. Метод ABC–XYZ-аналізу як ефективний інструмент управління запасами торгівельного підприємства / О. Б. Білоцерківський, Н. В. Ширяєва // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». – Харків : НТУ «ХПІ», 2010. – №50-1. – С. 19–26
3. Кобець С. П., Лузіна А. О. Застосування адаптивних моделей для прогнозування чистого доходу від реалізації продукції. Ефективна економіка. 2019. № 4. – URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=6991> (дата звернення: 10.05.2025). DOI: [10.32702/2307-2105-2019.4.40](https://doi.org/10.32702/2307-2105-2019.4.40)
4. Коблянська І., Калачевська Л., Мінта С., Строченко Н., Лукаш С. Моделювання та прогнозування цін реалізації картоплі в Україні // Agricultural and Resource Economics: International Scientific E-Journal. 2021. Т. 7, № 4. С. 160–179. URL: <https://doi.org/10.51599/are.2021.07.04.09>
5. Навчальна практика з обчислень [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Л.С. Коряшкіна, О.М. Алексєєв, Д.М. Гаранжа, Ю.О. Шевченко ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2025. – 57 с.  
<https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/1731>

6. Передатестаційна практика [Електронний ресурс] : методичні рекомендації для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т.А. Желдак, А.В. Малієнко, О.Д. Станіна ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2025. – 24 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173256>

7. Теорія прийняття рішень. Методичні рекомендації до виконання курсової роботи студентами спеціальності 124 «Системний аналіз» / С.А. Ус ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2023. – 62 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173291>

8. Аналіз програмного забезпечення [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня бакалавра галузі знань 12 (F) Інформаційні технології / уклад.: О.С. Мінеєв, Ю.О. Шевченко ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2026. – 28 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173326>

9. Системи та методи прогнозування [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання практичних робіт для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз / уклад.: Т.В. Хом'як, О.Б. Владико, К.С. Хабарлак, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2025. – 56 с. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/172379>

10. Світовий ринок рослинних олій у 2019/20 МР: уповільнення темпів приросту виробництва & активний попит // АПК-Інформ. URL: <https://www.apk-inform.com/uk/exclusive/topic/1506275> (дата звернення: 10.05.2025).

11. Шандрівська О. Є., Питуляк Н. С., Греб О. І. Дослідження ринку соняшникової олії у світі та Україні/Науковий журнал «Менеджмент

та підприємництво в Україні: етапи становлення і проблеми розвитку» 2024. – №6-2. – С. 365–382 URL: <https://doi.org/10.23939/smeu2024.02.365>

12. Яровий А. Т., Страхів Є. М. Аналіз часових рядів. Одеса : Освіта України, 2019. 260 с.

13. Програмування та алгоритмічні мови [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання лабораторних робіт для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз. У 2 ч. Ч 2 / уклад.: Т.В. Хом'як, Ю.О. Шевченко, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2026. – 48 с. Режим доступу: <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173149>

14. Програмування та алгоритмічні мови [Електронний ресурс] : методичні рекомендації до виконання лабораторних робіт для здобувачів ступеня бакалавра освітньо-професійної програми «Системний аналіз» зі спеціальності 124 Системний аналіз. У 2 ч. Ч 1 / уклад.: Т.В. Хом'як, Ю.О. Шевченко, Д.М. Гаранжа ; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Дніпро : НТУ «ДП», 2026. – 63 с. Режим доступу: <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/173373>

15. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. OTexts, 2018.

16. Коряшкіна, Л. С., Станіна, О. Д., & Шевченко, Ю. О. (2024). Практикум з диференційних рівнянь. <https://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/167658>

17. Jin S. A Comparative Analysis of Traditional and Machine Learning Methods in Forecasting the Stock Markets of China and the US // International Journal of Advanced Computer Science & Applications. 2024. Vol. 15, No. 4. URL: <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150401>

10. Kapusta D., Krivtsov S., Chumachenko D. Holt's Linear Model of COVID-19 Morbidity Forecasting in Ukraine // MoMLet+ DS. 2021. P. 16–25.

11. Kanchana W., Sirisukprasert S. PV Power Forecasting with Holt-Winters Method // 2020 8th International Electrical Engineering Congress (iEECON). IEEE, 2020. P. 1–4. URL: [10.1109/iEECON48109.2020.229517](https://doi.org/10.1109/iEECON48109.2020.229517)
12. Kushnirenko O., Venger V., Valinkevych N., Hakhovych N., Bykonja O. Prospects for Maize Processing for the Development of Bioeconomy and Decarbonisation in Ukraine. 2024. Scientific Horizons, 27(7), 32-44. URL: <https://doi.org/10.48077/scihor7.2024.32>
13. Kuzhda T. Exponential smoothing for financial time series data forecasting [Електронний ресурс] / Tetyana Kuzhda // Соціально.економічні проблеми і держава. — 2014. — Вип. 1 (10). — С. 177.184. — Режим доступу до журн.: <http://sepd.tntu.edu.ua/images/stories/pdf/2014/14ktioez.pdf>.
14. Lee C. F., Lee J. C., Lee A. C. Statistics for Business and Financial Economics. 3rd ed. New York : Springer, 2013. 1124 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5897-5>.
15. Lyulyov O., Chygryn O., Pimonenko T., Zimbhoff A., Makiela Z., Kwilinski A. Green competitiveness forecasting as an instrument for sustainable business transformation // Forum Scientiae Oeconomia. 2024. Vol. 12, No. 2. P. 8–20. URL: [https://doi.org/10.23762/FSO\\_VOL12\\_NO2\\_1](https://doi.org/10.23762/FSO_VOL12_NO2_1)
16. Ostapiuk N., Bondar M., Gutsalenko L., Marchuk U., Resler M. Economic and Mathematical Modeling of Optimization of Taxation of the IT Industry in Ukraine. 2022. [Електрон. ресурс]. URL: <https://doi.org/10.55365/1923.x2022.20.119>
17. Redych O., Boichuk R. Comparative Analysis of Holt-Winters Algorithms on the Oracle Machine Learning Platform // Applied Innovations in IT. 2024. P. 71.
18. Venkatesh P., Sowmiya M. P. ABC-XYZ Classification and Forecasting for Inventory Optimization. [Електрон. ресурс]. URL: <https://doi.org/10.55248/gengpi.5.1224.0227>

## ДОДАТОК А. ВІДОМІСТЬ МАТЕРІАЛІВ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

№ з/п	Позначення				Найменування	Кількість аркушів	Примітки			
1										
2					Документація					
3										
4	САУ.КР.25.56.ПЗ				Пояснювальна записка	N1	Формат А4			
5										
6					Демонстраційний матеріал	N2	Презентація на CD-R			
7										
8					Копія роботи	1	Диск CD-R			
9										
10										
11										
12										
13										
14										
15										
16										
17										
18										
					САУ.КР.25.56.ДА.ПЗ.					
Змін.	Аркуш	№ докум.	Підпис	Дата						
Розроб.	Чумак А.В.				<b>Матеріали кваліфікаційної роботи</b>	Літ.	Аркуш	Аркушів		
К. розд.	Желдак Т.А.									
Керівн.	Желдак Т.А.					НТУ «ДП», 12; 124-21-2				
Н.контр.	Хом'як Т.В.									
Зав. каф.	Желдак Т.А.									

## ДОДАТОК Б

**Відгук**  
**на кваліфікаційну роботу бакалавра**  
**здобувача вищої освіти групи 124 – 21 – 2**  
**спеціальності 124 Системний аналіз**  
**Чумак Анастасії Владиславівни**

Тема кваліфікаційної роботи: «Системний аналіз та порівняння методів прогнозування реалізації бутильованої соняшникової олії в Україні»

Обсяг кваліфікаційної роботи 72 стор.

Метою кваліфікаційної роботи є розроблення та порівняльний аналіз моделей прогнозування попиту на бутильовану соняшкову олію для підвищення точності управлінських рішень у сфері збуту та планування запасів.

Актуальність теми обумовлена високою конкуренцією на ринку бутильованої олії в Україні, що в свою чергу змушує виробників до максимально точного прогнозування попиту та складання виробничих планів.

Тема кваліфікаційної роботи безпосередньо пов'язана з об'єктом діяльності бакалавра спеціальності 124 Системний аналіз, оскільки в ній виконано аналіз часових рядів, STL-декомпозиція, ABC–XYZ класифікація, методи експоненційного згладжування, використані моделі ARIMA та SARIMA, оцінювання точності прогнозів та оптимізація параметрів.

Виконані в кваліфікаційній роботі завдання відповідають вимогам ступеня бакалавра. Оригінальність наукових рішень полягає у використанні оптимізації параметрів згладжування та автоматизованої діагностики моделей. Усі часові ряди були попередньо проаналізовані на предмет тренду, сезонності, стаціонарності та автокореляції .

Практичне значення результатів кваліфікаційної роботи полягає в можливості впровадження моделей прогнозування для підвищення ефективності управління запасами, зниження витрат на логістику та забезпечення безперебійного задоволення споживчого попиту.

Висновки підтверджують можливість використання результатів роботи в практику виробничих підприємств з одним видом готової продукції, що постачається у різній тарі.

Оформлення пояснювальної записки та демонстраційного матеріалу до неї виконано згідно з вимогами. Роботу виконано самостійно, відповідно до завдання та у повному обсязі .

У роботі відсутні суттєві недоліки, які можуть знизити оцінку її виконання.

Кваліфікаційна робота в цілому заслуговує оцінки «відмінно» (100 балів).

З урахуванням висловлених зауважень автор (не) заслуговує присвоєння кваліфікації «бакалавр з системного аналізу».

Керівник кваліфікаційної роботи,

К.т.н., доц., зав.каф. САУ

\_\_\_\_\_ / Т.А. Желдак