

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА

Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»

Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма

Економічна кібернетика

Галузь знань

05 Соціальні та поведінкові науки

Спеціальність

051 Економіка

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему **«Прогнозування рівня продажів торгівельної компанії»**

здобувача Вікторової Ярослави Сергіївни

Науковий керівник: кандидат економічних наук,
доцент Горна М. О.

Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією з атестації
здобувачів вищої освіти (ЕК)

Завідувач кафедри кандидат фізико-математичних наук,
професор Великоіваненко Г.І.

Київ 2023

Зміст

Вступ	3
Розділ 1. Теоретичні засади прогнозування рівня продажів	5
1.1 Визначення та концепції прогнозування рівня продажів	5
1.2 Важливість прогнозування рівня продажів і фактори, що впливають на нього	6
1.3 Класифікація та методи прогнозування рівня продажів	9
Розділ 2. Властивості часових рядів, що відображають рівень продажів.....	13
2.1 Компоненти та переваги часових рядів	13
2.2 Основні методи аналізу часових рядів	17
2.3 Основні методи прогнозування часових рядів	20
2.4 Критерії вибору найкращої моделі	27
Розділ 3. Аналіз та прогнозування рівня продажів ТОВ Сільпо	34
3.1 Загальна характеристика ТОВ Сільпо Фуд	34
3.2 Побудова моделей для прогнозування рівня продажів Сільпо.....	37
3.3 Вибір найкращої моделі для прогнозування рівня продажів Сільпо	48
Висновки	57
Список використаних джерел	59

ВСТУП

Прогнозування рівня продажів є важливим для ефективного управління торговими компаніями. Це допомагає їм в плануванні виробництва, управлінні запасами та прийнятті обґрунтованих рішень. Точні прогнози впливають на стратегії маркетингу і дозволяють адаптуватися до змін попиту та розвитку ринку.

Проведення досліджень щодо передбачення рівня продажів в Україні набуває особливого значення, оскільки країна має значний потенціал і зазнає інтенсивної конкуренції у сфері торгівлі. З точними прогнозами компанії зможуть встановити стратегії розвитку та забезпечити стабільний ріст.

Узагальнюючи, прогнозування рівня продажів є необхідним інструментом для успішного управління торговими компаніями. Воно допомагає зробити обґрунтовані рішення щодо планування, управління запасами, маркетингових стратегій та адаптації до змін на ринку. Дослідження в цій області мають потенціал покращити ефективність бізнесу.

У дослідженні прогнозування рівня продажів за допомогою часових рядів вже було зроблено значний науковий прогрес. Робота Hyndman та Athanasopoulos (2018) "Forecasting: Principles and Practice" є визнаним джерелом з прогнозування і містить комплексний огляд методів прогнозування на основі часових рядів. Робота De Gooijer та Hyndman (2006) "25 Years of Time Series Forecasting" проаналізувала розвиток методів прогнозування протягом останніх 25 років, наголошуючи на ключових досягненнях і викликах у галузі прогнозування часових рядів. Обидва дослідження є важливими для розуміння та вдосконалення прогнозування рівня продажів.

Мета дослідження полягає у прогнозуванні рівня продажів торговельної компанії з використанням простих методів прогнозування часових рядів, зокрема наївного, методу на основі середніх, дрейфового, методу простого експоненціального згладжування та методу ARIMA і визначення найефективнішого для підвищення точності прогнозу.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. Вибрати та застосувати методи прогнозування: вивчити основні методи прогнозування часових рядів, вибрати кілька методів і застосувати їх до спостережуваного часового ряду.
2. Оцінити точність прогнозів.
3. Вибрати найкращий метод: на основі оцінки точності та порівняння результатів обраних методів прогнозування визначити найбільш оптимальний та найефективніший метод для прогнозування рівня продажів торгової компанії.

Об'єктом дослідження є рівень продажів торговельної компанії.

Предметом є прогнозування рівня продажів торговельної компанії за допомогою методів та моделей прогнозування часових рядів.

У роботі використані наступні методи дослідження: прості методи прогнозування, метод експоненціального згладжування та ARIMA. Для визначення адекватності моделей використано: числові характеристики, аналіз залишків та їх стандартного відхилення для визначення адекватності моделей.

Інформаційна база для роботи включає: літературу та дослідження, фінансові звіти та інтернет ресурси.

Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків та списку використаних джерел.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ ПРОДАЖІВ

1.1 Визначення та концепції прогнозування рівня продажів

Світ стає дедалі складнішим, і бізнес також. Сучасний бізнес — це переважно складна та надовго розтягнута в часі система, яка потребує координації всіх її елементів [1]. Саме тому успішна діяльність компаній у сфері продажу вимагає здійснення такої управлінської функції як прогнозування [2].

"Рівень продажів" відноситься до кількості товарів, які компанія реалізує протягом певного періоду, такого як фінансовий рік або квартал. Це можна також охарактеризувати як обсяг продажів, який представляє суму грошей, зароблену бізнесом за вказаний період. Концепція продажів та обсягу продажів тісно пов'язані, оскільки загальний обсяг продажів розраховується як добуток обсягу продажів на ціну одиниці товару [9].

Отже, рівень або обсяг продажів визначається як сукупна кількість продуктів чи послуг, що була реалізована компанією протягом конкретного періоду [8].

За визначенням, прогнозування є процесом передбачення майбутнього стану певного об'єкта або явища, заснований на аналізі його минулого і сучасного стану. Цей процес передбачає систематичну оцінку інформації про якісні та кількісні характеристики розвитку даного об'єкта чи явища у майбутньому [10]. За іншою версією, прогнозування можна визначити як процес утворення передбачень, що базуються на аналізі тенденцій та закономірностей розвитку конкретного об'єкта [11].

Отже, прогнозування визначається як процес передбачення майбутнього стану обраного об'єкта чи явища, що базується на аналізі його минулого та поточного стану. Під час проведення прогнозування систематично оцінюються різноманітні якісні та кількісні характеристики розвитку об'єкта у майбутньому. На

основі виявлених тенденцій та закономірностей розвитку формуються прогнози. Метою прогнозування є надання найбільш імовірного сценарію розвитку явища на перспективу, враховуючи аналіз існуючих тенденцій [12].

Згідно до тверджень різних дослідників, таких як Л.В. Тимошенко, С.А. Ус і М.О. Бальнов, прогнозування рівня продажів і попиту визначається як "систематичний аналіз ресурсів компанії, який дозволяє ефективно використовувати її переваги та своєчасно виявляти потенційні загрози" [3].

За словами інших дослідників, таких як Спіро, Уільям Соснтон і Грегорі Рич, під прогнозуванням обсягу продажу розуміється "оцінка очікуваного обсягу продажу (в грошових одиницях або фізичних одиницях продукції) певною компанією на конкретному ринку і при заданому маркетинговому плані в певний період часу" [4].

Поміж з цим, існують думки, що прогнозування продажу означає визначення їх обсягу в майбутньому у грошовому або кількісному вираженні на певні періоди часу [5].

Іноземні джерела, наприклад Skyword Staff трактує прогнозування продажів, як процес оцінки майбутніх продажів [6]. А у свою чергу, інше джерело стверджує, що прогноз продажів - це оцінка обсягу продажів на певний майбутній період відповідно до запропонованого маркетингового плану або програми [7].

1.2 Важливість прогнозування рівня продажів і фактори, що впливають на нього

Прогнозування майбутніх продажів є важливим кроком для досягнення успіху в бізнесі. З точними прогнозами компанії можуть робити обґрунтовані рішення і визначати як короткострокові, так і довгострокові показники. Це має велике значення для їхнього бізнесу, оскільки дозволяє враховувати майбутні стани продажів і планувати на їх основі свою діяльність [13].

Прогнозування продажів дозволяє компаніям зрозуміти, як керувати своєю робочою силою, грошовими потоками та ресурсами. Крім того, вони сприяють ефективному розподілу внутрішніх ресурсів, а прогнозовані дані про продажі є важливими для компаній, що прагнуть залучити інвестиційний капітал [6,7].

Прогнозування продажів є необхідним і важливим елементом багатьох бізнес-процесів. Воно визначається у таких аспектах:

1. Планування виробництва та управління запасами.
2. Бюджетування та фінансове планування.
3. Управління фінансами та прогнозування прибутку.
4. Маркетингові стратегії.
5. Управління постачанням та логістикою.
6. Оцінка ефективності бізнесу.
7. Розробка прогнозів збитків та ризиків.
8. Розвиток бізнесу та стратегічне планування.

Прогнозування продажів допомагає планувати, приймати рішення та уникати ризиків. Це важливий інструмент для успіху на ринку.

При складанні прогнозу обсягу продажів враховуються різні фактори, які можна розділити на дві групи: зовнішні та внутрішні параметри, що впливають на продажі.

Зовнішні параметри охоплюють законодавчу базу, загальну динаміку ринку, сезонність, рівень конкуренції і купівельну спроможність.

Внутрішні параметри, з свого боку, включають сам продукт, його рекламу, ціну, систему знижок, акційні пропозиції, програми лояльності та інші фактори.

Ці параметри взаємодіють і впливають на прогноз обсягу продажів, допомагаючи компаніям краще розуміти ринок та його потенціал, а також враховувати свої внутрішні можливості та стратегії для досягнення успіху [14].

Компанія не має впливу на зовнішні фактори. Розглянемо їх детальніше:

1. Законодавча база: зміни в законодавстві, податкові політики або регулювання можуть впливати на попит і продажі товарів.

2. Ринкова динаміка: загальні тенденції на ринку, такі як зміни в попиті, моді або технології, також впливають на обсяг продажів.
3. Сезонність: певні товари або послуги мають сезонність, коли попит може змінюватися залежно від часу року.
4. Рівень конкуренції: конкуренція на ринку, включаючи кількість та потужність конкурентів, може впливати на продажі.
5. Купівельна спроможність: економічні фактори, такі як рівень доходу населення та процентні ставки, мають вплив на купівельну спроможність та обсяг продажів.

Внутрішні фактори повністю контролюються компанією і включають:

1. Продукт: якість, функціональність, унікальність продукту та його конкурентоспроможність впливають на обсяг продажів.
2. Реклама: маркетингові комунікації, включаючи рекламні кампанії, просування товару та публічні відносини, можуть впливати на свідомість споживачів та їх вибір продукту.
3. Ціна: цінова політика, знижки, акційні пропозиції та програми лояльності впливають на споживачів та їх рішення про покупку.
4. Система знижок та акційні пропозиції: привабливі знижки, акційні пропозиції та програми лояльності можуть стимулювати покупку і збільшити обсяг продажів.
5. Системи управління продажами: ефективні системи управління продажами впливають на швидкість та якість обслуговування клієнтів.

Ці фактори взаємодіють між собою та впливають на прогнозування обсягу продажів. Компанії аналізують ці фактори, щоб отримати точні прогнози та розробляти ефективні стратегії для досягнення бізнес-цілей.

1.3 Класифікація та методи прогнозування рівня продажів

Прогнозування продажів виконується майже кожною компанією, а тому має значну різноманітність. Таку різноманітність можна пояснити також великою кількістю різних маркетингових планів. Через це виникає потреба у класифікації прогнозів. Для цього використовуються різні критерії класифікації.

Таблиця 1.1 – Ознаки класифікації прогнозування та його види [2]

№	Ознаки класифікації прогнозів	Види прогнозів
1	Терміни, на які складаються прогнози	<ul style="list-style-type: none"> • Короткострокові • Середньострокові • Довгострокові • Прогнози, що відповідають тривалості сезону
2	Об'єкти прогнозування	<ul style="list-style-type: none"> • Прогноз усього асортименту виробів • Прогноз продажу окремих товарів
3	Характер ринків	<ul style="list-style-type: none"> • Всього ринку фірми • Окремих видів сегментів • Внутрішніх ринків • Зовнішніх ринків • Торгових зон
4	Характер процесу прогнозування	<ul style="list-style-type: none"> • Пошукові • Інтуїтивні • Нормативні
5	Точність кількісної оцінки результатів	<ul style="list-style-type: none"> • З однозначною оцінкою • З інтервальними оцінками
6	Ступінь імовірності настання результатів	<ul style="list-style-type: none"> • Імовірнісний • Інваріантний

Розглянемо декілька пунктів детальніше, а саме нас цікавлять терміни та характер процесу прогнозування:

- Короткострокові прогнози: охоплюють найближчий період, до 1 року, і використовуються для оперативного планування та контролю.
- Середньострокові прогнози: розраховуються на період від 1 до 3 років і використовуються для стратегічного планування та розвитку компанії.

- Довгострокові прогнози: охоплюють період понад 3 роки і використовуються для стратегічного планування та довготермінових цілей.
- Прогнози, що враховують тривалість сезону: враховують циклічні коливання в попиті, пов'язані з сезонними або періодичними факторами.
- Пошукові прогнози: ґрунтуються на інформації за минулий період.
- Інтуїтивне прогнозування: базується на суб'єктивних знаннях та інтуїції прогнозиста.
- Нормативне прогнозування: передбачає визначення загальних цілей компанії та стратегічних орієнтирів для оцінки майбутнього розвитку [2].

Класифікація прогнозів за термінами, об'єктами та ринками допомагає надати їм специфічне цільове спрямування та використовувати їх ефективно при розробці маркетингових планів.

Останні роки було розроблено багато методів та технік прогнозування продажів. Вони мають свої особливості та застосовуються для досягнення конкретних цілей. Роль персоналу, зокрема управлінців та аналітиків, є важливою в процесі прогнозування. Розуміння різноманітних методів прогнозування допомагає компанії досягти кращих результатів.

При виборі методу прогнозування потрібно враховувати кілька факторів, таких як контекст прогнозу, наявність та якість історичних даних, бажана точність, тривалість прогнозу та доступний час для аналізу. Ці фактори враховуються при виборі підходящого методу.

Прогнозування залежить від якості та достовірності вхідних даних. Методи прогнозування можна розділити на якісні і кількісні. Якісні методи використовують суб'єктивну оцінку, експертні думки або інші якісні дані. Кількісні методи базуються на обробці кількісних даних, таких як історичні продажі, статистичні моделі та математичні методи.

Також існує третя категорія методів - причинно-наслідкові, які виявляють зв'язки між факторами та прогнозованими продажами на основі причинно-наслідкових залежностей. Вони допомагають аналізувати взаємозв'язки між факторами та прогнозувати на основі цих залежностей.

Вибір конкретного методу залежить від контексту прогнозу та доступних ресурсів. Аналіз факторів допомагає визначити найбільш підходящий метод прогнозування продажів для конкретної ситуації та підприємства.

Основні якісні методи прогнозування, можна описати наступним чином:

- Метод експертних оцінок: використовується думка експертів у галузі для прогнозування майбутніх продажів.
- Опитування покупців: Застосовується шляхом опитування фактичних або потенційних покупців для отримання їхніх думок та намірів щодо покупки.
- Метод історичної аналогії: Оснований на використанні подібних ситуацій або історичних даних для прогнозування майбутніх продажів.
- Думки журі: Включає групу експертів або журі, які обговорюють та вносять свої оцінки для прогнозування

Основні кількісні методи прогнозування включають:

- Аналіз часових рядів: Використання історичних даних продажів або інших змінних, що залежать від часу, для виявлення тенденцій та сезонних змін у продажах.
- Метод ковзних середніх: Розрахунок прогнозу шляхом вирахування середнього значення попередніх спостережень або обчислення середнього значення за певний період часу.
- Метод експоненціального згладжування: Враховує вагові коефіцієнти для недавніх значень і дозволяє швидко реагувати на зміни в трендах або сезонності.

У цьому розділі було розглянуто різні якісні та кількісні методи прогнозування продажів. Для якісного прогнозування використовуються методи експертних оцінок, метод Делфі, композитний метод, опитування покупців, метод історичної аналогії та думки журі. Кількісні методи включають маркетингові випробування, аналіз часових рядів, метод ковзних середніх, метод експоненціального згладжування, регресійний аналіз, методи інтелектуального аналізу даних та економетричні моделі. В даній роботі буде використовуватися

метод прогнозування рівня продажів за допомогою часових рядів на середньостроковий період. Цей метод базується на аналізі історичних даних продажів та використанні статистичних методів для прогнозування майбутніх значень. Використання цього методу дозволить зробити прогнози на середньостроковий період, що допоможе у плануванні виробництва, управлінні запасами та прийнятті стратегічних рішень.

РОЗДІЛ 2 ХАРАКТЕРИСТИКА ЧАСОВИХ РЯДІВ

2.1 Компоненти та переваги часових рядів

В економіці виявляється, що багато показників і процесів змінюються протягом певного періоду часу. Цей процес відомий як економічна динаміка. Характерною особливістю економічної динаміки є те, що рівень показників в майбутньому періоді значною мірою залежить від їхнього рівня у минулому. Крім того, збільшення часового інтервалу між двома явищами призводить до значних різниць як у кількісному, так і в якісному аспектах цих явищ. Сучасні методи аналізу базуються на виявленні моделей нелінійної поведінки часових рядів [16].

З точки зору визначення, часовий ряд — це не що інше, як послідовність різних точок даних (подій), які відбувалися в послідовному порядку за певний рівний період часу, де час завжди є незалежною змінною та має на меті передбачити майбутню тенденцію [15]. А також це структура даних, де кожен компонент містить дві складові: числове значення та відповідну часову позначку, яка пов'язана з цим числом. Часовий ряд можна взяти для будь-якої змінної, яка змінюється з часом [23,24].

Терміни "ряд динаміки" і "динамічний ряд" використовуються для позначення часового ряду. У англійській літературі цей термін перекладається як "time series". Кожне спостереження часового ряду називається його рівнем або елементом, що відповідає певному моменту часу. Рівні ряду можуть мати як детерміновані, так і випадкові значення. Порядок розташування рівнів є важливою характеристикою ряду і не може змінюватися довільно. Іноді одному моменту часу відповідає декілька значень різних показників досліджуваного об'єкта, що призводить до формування багатовимірного часового ряду [27].

Дані часових рядів – це набір точок даних за певний період, отриманих шляхом вимірювань протягом певного часу, якщо нанести точки на графік, то

однією з осей завжди буде час. Такі дані є всюди, оскільки час є складовою всього, що можна спостерігати. У міру того як наш світ стає все більш оснащеним приладами, датчики та системи постійно випромінюють невпинний потік даних часових рядів [17,18].

Дані можуть бути одного з трьох типів:

- Дані часових рядів: це не що інше, як зазначені або спостережені значення, взяті за різні часові рамки.
- Перехресні дані: Дані однієї чи кількох залежних змінних, зібрані в один і той же час.
- Об'єднані дані: це гібридні дані, які можуть бути комбінацією даних і перехресних даних [15].

Крім того, дані тимчасових рядів можна розділити на дві основні категорії:

- Інтервальний часовий ряд - це послідовність показників, кожен з яких відображає прогрес розвитку об'єкта дослідження протягом конкретного інтервалу часу, такого як рік, квартал, місяць, доба тощо.
- Моментний часовий ряд - це послідовність показників, що відображають стан об'єкта на конкретну дату, наприклад, на початок кожного місяця, на перше вересня кожного року тощо [19].

Аналіз часових рядів розгортається у величезній різноманітності контекстів, щоб зрозуміти, як певний показник змінюється протягом певного періоду часу, і спрогнозувати майбутні значення [21].

Для успішного аналізу часових рядів зазвичай потрібна велика кількість точок даних. Основні причини цього включають:

- Послідовність і надійність: Великий набір даних дозволяє забезпечити послідовність і надійність аналізу. Чим більше точок даних у ряді, тим краще можна виявити тренди, сезонність та інші закономірності.
- Репрезентативність вибірки: Великий набір даних гарантує репрезентативність вибірки, що дозволяє зробити більш точні та достовірні висновки про весь популяційний ряд.

- Фільтрація шуму: За допомогою великого набору даних можна ефективно відсікти зашумлені дані або викиди, що допомагає зосередитись на суттєвих закономірностях.

- Врахування сезонності: Велика кількість точок даних дозволяє врахувати сезонні коливання та знайти стабільні залежності, які повторюються з певною періодичністю.

Крім того, дані часових рядів можуть бути використані для прогнозування майбутніх даних на основі історичних спостережень. Це дозволяє прогнозувати тенденції та робити передбачення, що має велике значення для планування та прийняття рішень [20].

Основними компонентами або закономірностями, які аналізуються в часових рядах, є тренд, сезонність, циклічність та випадкові змінні. Кожен з цих компонентів відображає певні характеристики та варіації, які можуть бути виявлені та використані для аналізу та прогнозування даних [22].

Розглянемо детальніше кожен компонент:

- Тренд: Тренд відображає довгострокову зміну часового ряду. Він показує загальний нахил ряду впродовж тривалого періоду. Тренд може бути зростаючим, спадним або стаціонарним.

- Сезонність: Сезонність відображає повторювані циклічні зміни в часовому ряді, які пов'язані зі змінами у певних періодах, таких як місяці, квартали або роки. Сезонність може бути регулярною та прогнозованою.

- Циклічність: Циклічність відображає зміни в часовому ряді, які мають більш тривалий період, ніж сезонність. Циклічність може бути пов'язана з економічними циклами, бізнес-циклами або іншими фундаментальними факторами.

- Випадкові змінні: Нерегулярність або випадкові зміни відображають неперіодичні флуктуації, які не піддаються систематичному аналізу. Вони можуть бути спричинені випадковими факторами, помилками вимірювання або невідомими впливами.

Аналіз цих компонентів дозволяє розкрити структуру та особливості часового ряду, розуміти його динаміку та використовувати цю інформацію для прогнозування та прийняття рішень.

Аналіз цих компонентів дозволяє розкрити структуру та особливості часового ряду, розуміти його динаміку та отримати більш глибоке розуміння процесу, який стоїть за часовим рядом, виявити закономірності, залежності та зробити прогнози майбутніх значень. Використання великої кількості точок даних у часовому ряді забезпечує надійність і послідовність, дозволяє виявити складні шаблони та зменшити вплив шуму на аналіз.

Вищезгадані основні компоненти або закономірності є важливими складовими аналізу часових рядів. Розуміння цих компонентів дозволяє отримати інсайти щодо поведінки даних і здійснювати прогнозування на основі історичних даних. Одними з переваг аналізу часових рядів є:

- Очищення даних: Аналіз часових рядів допомагає видаляти викиди та фільтрувати шум, що дозволяє ідентифікувати справжній сигнал у наборі даних.
- Розуміння даних: Використання моделей, які використовуються в аналізі часових рядів, сприяє легкому розумінню даних аналітиками і допомагає інтерпретувати реальне значення цих даних.
- Прогнозування майбутнього: Методи прогнозування часових рядів дозволяють отримувати цінну інформацію про майбутні зміни і тенденції.
- Виявлення тенденцій та закономірностей: Шляхом аналізу часових рядів можна виявити тренди, сезонні коливання, циклічність та інші закономірності, що допомагають розуміти поведінку даних та розвивати ефективні стратегії.

Проте, разом з перевагами аналізу часових рядів існують певні недоліки, на які також варто звернути увагу. Наприклад:

- Короткостроковий прогноз: Аналіз часових рядів зазвичай використовується для короткострокового прогнозування, що може призвести до неточних прогнозів для довгострокових перспектив.

- Обмежена цінність проекту: Аналіз часових рядів може не забезпечити повну оцінку цінності проекту, оскільки не враховує інші фактори, які можуть впливати на результати.

- Залежність від якості даних: Точність аналізу часових рядів залежить від якості вхідних даних, а неправильні або неповні дані можуть призвести до неточних результатів.

- Велика кількість точок даних: для ефективного аналізу часових рядів зазвичай потрібна велика кількість точок даних, що може бути вимогливим завданням при обробці та зборі даних.

- Чутливість до зашумленості: Аналіз часових рядів може бути чутливим до наявності шуму або аномальних значень у даних. Введення невірних або нетипових даних може призвести до спотворених результатів [21].

Отже, часовий ряд – це набір даних, який відстежує вибірку в часі. Зокрема, часовий ряд дозволяє побачити, які фактори впливають на певні змінні від періоду до періоду. Аналіз часових рядів може бути корисним, щоб побачити, як певний актив, цінний папір або економічна змінна змінюється з часом [25].

2.2 Основні методи аналізу часових рядів

Основна мета аналізу часових рядів полягає у виявленні та розкритті закономірностей, що скриваються в його даних, та побудові моделі, яка здатна вичерпно описати його поведінку та здійснювати прогнози на майбутні періоди. Розглянемо основні методи аналізу часових рядів, які допоможуть нам детальніше розібратись у властивостях ряду та забезпечити його моделювання з високою точністю та адекватністю.

Основні методи аналізу часових рядів включають:

1. Візуалізація.
2. Автокореляційна функція.

3. Показник Херста.

4. Моделювання.

У випадку вибірових досліджень, прості числові характеристики описової статистики, такі як середнє, медіана, дисперсія, стандартне відхилення, асиметрія та ексцес, надають важливу інформацію про вибірку. Графічні методи в цьому випадку часто використовуються в якості допоміжного інструменту, що допомагає краще розуміти розподіл та концентрацію даних.

Однак, при аналізі часових рядів графічні методи виконують зовсім іншу роль. Табличне представлення ряду та описових статистик недостатньо для повного розуміння характеру процесу, тоді як графік часового ряду може надати нам багато важливих висновків та уявлення про його властивості. При аналізі часових рядів, перший крок полягає в побудові та аналізі графіка ряду [16].

Цей метод дозволяє нам глибше зрозуміти поведінку ряду шляхом відображення залежностей від часу, виявлення трендів, виявлення сезонних змін та інших характеристик. Графічне представлення часового ряду дозволяє виявити закономірності, варіації та випадковість в даних. Крім того, візуалізація сприяє виявленню аномалій, викидів та несподіваних змін, що можуть бути важливими для подальшого аналізу та прогнозування.

Крім побудови графіків часового ряду, візуалізація також може включати інші методи, такі як діаграми розсіювання, гістограми, коробковий графік та інші. Наприклад, діаграма розсіювання може допомогти виявити залежності між різними спостереженнями в часі, а гістограма може показати частоту виникнення певних значень.

Візуалізація також може бути корисною при порівнянні різних часових рядів або їх компонент. Наприклад, шляхом порівняння графіків трендів або сезонних змін можна виявити схожість чи розбіжності між рядами та встановити взаємозв'язки між ними.

В цілому, візуалізація є потужним інструментом в аналізі часових рядів, оскільки допомагає виявити головні характеристики ряду, розкрити закономірності

та патерни, а також зробити висновки щодо його поведінки та прогнозування на майбутні періоди.

Наступний метод, аналіз автокореляційної функції, який є важливим інструментом у аналізі часових рядів, оскільки він допомагає виявити наявність регулярних патернів та закономірностей у ряді. Автокореляція визначає ступінь залежності між значеннями ряду в різних моментах часу.

За допомогою неї можна виявити наявність тренду, що вказує на зміну середнього значення ряду з плином часу. Великі значення автокореляції при певних зсувах вказують на наявність сезонності, де ряд має повторювані циклічні зміни протягом певного періоду.

Крім того, аналіз автокореляційної функції може допомогти виявити наявність інших регулярних патернів, таких як автокореляційні піки, що вказують на циклічні залежності у ряді, або автокореляційні спади, що свідчать про залежності у вигляді лінійних трендів або експоненційного спадання.

Результати автокореляційної функції можна інтерпретувати за допомогою графіка, де по горизонтальній вісі відображаються лаги (зсуви), а по вертикальній вісі відображаються значення автокореляції. Значення близькі до 0 вказують на відсутність кореляції, а значення близькі до 1 або -1 вказують на сильну кореляцію.

Узагальнюючи, автокореляція використовується для аналізу залежностей у часових рядах та допомагає виявити сезонність, тренди та інші регулярності. Це може бути корисним для розуміння динаміки ряду, побудови моделей та прогнозування.

Показник Херста є однією з метрик, які використовуються для аналізу та встановлення наявності довгострокової залежності в часових рядах. Обчислення показника Херста має дві основні мети: визначення довгострокової кореляції в часовому ряді та виявлення його фрактальної структури. Значення показника Херста (від 0 до 1) вказує на характер залежності між значеннями ряду на різних масштабах:

- Значення показника Херста менше 0.5 вказує на антиперіодичний (зворотно залежний) ряд, де великі значення наступують після малих, і навпаки.

Таке явище відоме як «повернення до середнього». Це може вказувати на наявність зворотного тренду або негативну кореляцію в ряді. Що у свою чергу означає, що якщо система показує зростання протягом певного періоду часу, то ймовірно, що в наступному періоді настане спад. І зворотно, якщо було спадання, ймовірно, буде наблизений підйом. Стійкість залежить від того, наскільки близьким є значення показника Херста до нуля.

- Значення показника Херста близько 0.5 вказує на випадковий ряд без виражених кореляцій або трендів. У цьому випадку, сьогодні не має впливу на завтра.

- Значення показника Херста більше 0.5 вказує на періодичний (передбачуваний) ряд, де великі значення наступують після великих, і малі значення наступують після малих. Це може вказувати на наявність тренду або позитивну кореляцію в ряді. Чим більше наближається значення H до 1.0 (або 100% кореляції), тим сильніше тренд-стійкість або персистентність. З іншого боку, чим ближче значення H до 0.5, тим більше шуму міститься в ряді і менш виражений його тренд.

Використання показника Херста в аналізі часових рядів має кілька цілей. По-перше, він дозволяє виявити довготривалу залежність та оцінити фрактальну структуру ряду. Використовуючи цей показник, можна також покращити моделі прогнозування ряду. Крім того, показник Херста може використовуватися для класифікації рядів за їх фрактальною структурою.

2.3 Основні методи прогнозування часових рядів

Після успішного проведення аналізу часових рядів виникає потреба в прогнозуванні майбутніх значень цих рядів. Прогнозування є важливою складовою аналізу часових рядів, оскільки воно дозволяє зрозуміти тенденції, патерни та можливі майбутні зміни в досліджуваних даних.

Після визначення основних характеристик часових рядів, таких як тренд, сезонність, циклічність та інші, виникає необхідність передбачити майбутні значення ряду. Для цього застосовуються методи прогнозування, які базуються на аналізі та узагальненні минулих спостережень.

Серед основних методів прогнозування часових рядів перш за все можна виділити прості методи, а саме:

- Наївний метод;
- Метод на основі середніх;
- Дріфтовий метод.

Кожен з цих методів має свої особливості та придатність в різних ситуаціях.

Наївний метод прогнозування є одним з найпростіших методів прогнозування часових рядів. Він базується на припущенні, що майбутні значення ряду будуть такі ж, як останнє відоме значення. Цей метод може бути використаний для швидкого та простого прогнозування, особливо в ситуаціях, коли ряди не мають складних тенденцій або залежностей. Формула (2.1) показує рівняння наївного методу:

$$\hat{y}_{t+1} = y_t, \text{ де} \quad (2.1)$$

- \hat{y}_{t+1} - прогнозоване значення змінної у на часовому кроці $(t+1)$, тобто на наступний період часу;
- y_t - спостережене значення змінної у на часовому кроці t .

Ідея наївної моделі полягає в припущенні, що дане значення у момент часу t приблизно рівне попередньому значенню.

Наївний метод, хоча й є простим, має свої переваги:

- Швидкість: наївний метод дуже швидкий у розрахунках, оскільки прогнозування зводиться до повторення останнього відомого значення. Це особливо корисно, коли потрібно зробити багато прогнозів або оперативно оцінити ситуацію.

- Простота: цей метод не потребує складних математичних моделей або статистичного аналізу. Він легко зрозумілий і може бути застосований навіть без спеціалізованого знання прогнозування часових рядів.

- Базовий метод: наївний метод може служити як базовий метод для порівняння з більш складними методами прогнозування. Використовуючи простий прогноз на основі наївного методу, можна оцінити, наскільки добре працюють більш складні моделі.

Важливо розуміти, що наївний метод має свої обмеження. Він не враховує жодних залежностей або складних тенденцій у ряді, тому він може бути непридатним для прогнозування складних та нерегулярних рядів. Крім того, його точність може бути обмеженою, особливо у випадках, коли ряди підлягають великим змінам або мають велику варіабельність. Також серед недоліків цього методу можна виділити його велику чутливість до випадкових коливань.

Таким чином, наївний метод прогнозування використовується переважно для швидких та простих прогнозів у випадках, коли ряди не мають складних залежностей та потребують швидкого оцінювання.

Метод на основі середніх є одним із популярних методів прогнозування часових рядів. В його основі лежить використання середнього значення попередніх спостережень для прогнозу майбутніх значень. Цей метод використовується для прогнозування випадкових часових рядів, де відсутні явні тренди або складні залежності.

Метод на основі середніх включає в себе розрахунок середнього значення часового ряду, яке використовується для прогнозування майбутніх значень. Формула (2.2) для цього методу може бути виражена наступним чином:

$$\hat{y}_{T+h|T} = \bar{y} = (y_1 + \dots + y_T) / T, \text{ де} \quad (2.2)$$

- $\hat{y}_{T+h|T}$ - прогнозоване значення для h -го майбутнього періоду;
- $(y_1 + \dots + y_T)$ - значення попередніх спостережень;
- T - кількість попередніх спостережень.

У даній формулі, для прогнозування використовується середнє значення (сума значень ряду, поділена на кількість спостережень). Таким чином, метод на основі середніх передбачає, що майбутні значення будуть мати середнє значення попередніх значень.

Використання методу на основі середніх має кілька переваг. Він є ефективним для короткострокового прогнозування, особливо у випадках, коли немає значних змін у характері процесу.

Прогнозування на основі середніх може бути корисним у випадках, коли інші складніші моделі не виправдовують своєї ефективності або відсутні дані для їх застосування.

Однак, слід зазначити, що метод на основі середніх має свої обмеження. Переважно такі самі як і у попереднього методу.

У підсумку, метод на основі середніх є простим і ефективним підходом до прогнозування часових рядів.

Дріфтовий метод є одним з методів прогнозування часових рядів, який використовує лінійну апроксимацію зміни середнього значення ряду в часі. Цей метод передбачає, що середнє значення ряду буде змінюватися з плином часу зі сталою швидкістю, відомою як "дріфт".

Дріфтовий метод використовує наступну формулу (2.3) для прогнозування майбутніх значень ряду:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T + \frac{h}{T-1} \sum_{t=2}^T (y_t - y_{t-1}) = y_t + \frac{h}{T-1} (y_T - y_1), \text{ де} \quad (2.3)$$

- $\hat{y}_{T+h|T}$ - прогнозоване значення для h -го майбутнього періоду;
- y_T - останнє спостереження;
- y_1 - перше спостереження;
- T - кількість попередніх спостережень;
- $\frac{h}{T-1}$ - правильний коефіцієнт, який враховує пропорційну зміну між останнім і першим спостереженнями.

Однією з переваг дріфтового методу в прогнозуванні часових рядів полягає у його здатності враховувати тенденцію. Метод дозволяє враховувати тенденцію

зміни середнього значення часового ряду. Він може бути корисним, коли спостерігається систематична зміна в часовому ряді.

Незважаючи на переваги, у більшості випадків, недоліки цього методу схожі на недоліки інших простих методів прогнозування. Одним з відмінних є врахування тільки тенденції. Цей метод фокусується виключно на тенденції зміни середнього значення ряду. Він не враховує інші фактори, які можуть впливати на часовий ряд, такі як сезонність, циклічність або зовнішні впливи.

В цілому, дріфтовий метод може бути корисним для простих прогнозів часових рядів зі сталою тенденцією. Він може бути застосований для короткострокових та середньострокових прогнозів.

Метод простого експоненціального згладжування є більш складним підходом до прогнозування, порівняно з попередніми методами.

Цей метод є одним з найпоширеніших методів прогнозування часових рядів. Він використовується для прогнозування випадкових або незначних коливань в часовому ряді без врахування складних залежностей.

Рівняння методу простого експоненціального згладжування можна представити наступним чином за допомогою формули (2.4):

$$\hat{y}_t = ay_t + (1 - a) \cdot \hat{y}_{t-1}, \text{ де} \quad (2.4)$$

- \hat{y}_t - прогнозоване значення в часовому періоді t ;
- y_t - фактичне значення в часовому періоді t ;
- \hat{y}_{t-1} - прогнозоване значення в попередньому часовому періоді $t-1$;
- a - коефіцієнт згладжування (ваговий коефіцієнт), де $0 \leq a \leq 1$.

Рівняння використовується для обчислення прогнозів шляхом згладжування фактичних значень ряду з використанням попереднього прогнозу та коефіцієнта згладжування. Коефіцієнт згладжування визначає вагу, яку надають останньому спостереженню у прогнозуванні. Більші значення a надають більше значення останньому спостереженню, що призводить до швидшого реагування на зміни, а менші значення a вказують на більш плавний прогноз з меншою чутливістю до

змін. Це просте рівняння дозволяє оцінити наступне прогнозоване значення на основі попереднього прогнозу та актуальних спостережень.

Основна перевага методу простого експоненціального згладжування полягає в його простоті і легкості використання. Він оснований на ідеї згладжування значень ряду шляхом надання більшої ваги більш новим спостереженням. Це дозволяє врахувати останні тенденції та зміни в ряді при прогнозуванні.

Даний метод підходить для прогнозування часових рядів з низьким рівнем шуму і змінами, де довгострокові тенденції або сезонні коливання не є значущими. Він широко використовується в прогнозуванні продажів, фінансових показників, запасів тощо.

Недоліками методу простого експоненціального згладжування є його обмежена здатність враховувати складні залежності в часовому ряді, такі як трендові зміни, сезонність або циклічність. Він також не забезпечує деталізованого аналізу часового ряду і не враховує додаткові фактори, які можуть впливати на прогноз.

Однак, метод простого експоненціального згладжування є корисним для швидкого оцінювання тенденцій та загального прогнозування випадкових коливань у часових рядах, особливо там, де складність моделювання є менш значущою.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) є одним з найпоширеніших методів прогнозування за допомогою часових рядів. Процес Integrated використовується для перетворення тимчасового ряду на стаціонарний.

Будь-який часовий ряд, який немає сезонність, можна прогнозувати з використанням ARIMA-моделі. [30]

Цей підхід поєднує трьохкомпонентну модель, яка враховує автокореляцію (AR - авторегресія), стаціонарність (I - інтегроване) та ковзне середнє (MA - рухоме середнє) в даних часового ряду.

У моделі ARIMA (p, d, q), кожен компонент є параметром моделі. Застосовується стандартне позначення, де p відповідає за лінійну комбінацію попередніх значень, d - за процес інтегрування, а q - за лінійну комбінацію попередніх прогнозних помилок. Таким чином, прогнозоване значення формується

як сума константи, лінійної комбінації попередніх значень (p) та лінійної комбінації попередніх прогнозних помилок (q).

Модель може бути застосована до різних типів часових рядів. Вона дозволяє виявляти тренди, сезонність та інші регулярні залежності в даних, що допомагає зробити точні прогнози майбутніх значень.

ARIMA-модель має свої переваги і недоліки при прогнозуванні. Давайте розглянемо їх.

Переваги ARIMA-моделі:

- Універсальність: ARIMA-модель може бути застосована до різних типів часових рядів, що робить її універсальним інструментом для прогнозування.
- Урахування трендів та сезонності: ARIMA-модель може виявляти та моделювати тренди та сезонність у даних, що дозволяє отримати більш точні прогнози.
- Розуміння впливу минулих значень: ARIMA-модель використовує попередні значення для прогнозування майбутніх значень. Це дає змогу враховувати вплив попередніх періодів на майбутні продажі.
- Врахування стаціонарності: ARIMA-модель може перетворити нестаціонарний часовий ряд у стаціонарний шляхом застосування диференціювання. Це дозволяє зробити модель більш точною і надійною.

Недоліки ARIMA-моделі:

- Вибір параметрів: Визначення оптимальних значень параметрів p , d і q може бути складним завданням і вимагає аналізу автокореляційної та часткової автокореляційної функцій.
- Врахування випадковості: ARIMA-модель враховує випадкові складові часового ряду за допомогою ковзного середнього. Однак, випадковість може бути важко передбачити, особливо у випадку зміни розподілу даних.

ARIMA модель дозволяє прогнозувати майбутні значення ряду на основі його попередніх значень і прогнозних помилок. Використання ARIMA моделі допомагає виявити закономірності в даних і зробити більш точні прогнози.

2.4 Критерії вибору найкращої моделі

Кожну модель прогнозування потрібно перевіряти на адекватність. Це означає, що після створення прогнозів за допомогою моделі потрібно оцінити, наскільки вони відповідають фактичним спостереженням. Це важливо для того, щоб переконатися, що модель добре прогнозує та може бути використана для прийняття рішень.

Перевірка адекватності моделі може включати декілька етапів. Перш за все, порівнюються прогнози, отримані від моделі, з фактичними значеннями часового ряду. Якщо прогнози добре узгоджуються з реальними спостереженнями, можна стверджувати, що модель є адекватною.

Аналіз залишків є важливим кроком у процесі оцінки адекватності моделі прогнозування. У теоретичних моделях передбачається наявність випадкової компоненти. Залишки моделі обчислюються шляхом віднімання прогнозованих значень від фактичних спостережень.

Якщо оцінена модель є коректною та відповідає даним, то залишки повинні мати характеристики "білого шуму". Це означає, що вони не мають видимих систематичних залежностей або кореляцій, тобто вони випадково розподілені та незалежні один від одного. Для цього можуть застосовувати різні статистичні тести, такі як тест Ljung-Box, для виявлення відсутності автокореляції.

Перевірка за допомогою тесту включає оцінку статистичної значимості автокореляцій у залишках. Він використовується для перевірки гіпотези про її відсутність, тобто незалежність між ними.

Результатом тесту Ljung-Box є значення p-value, яке вказує ймовірність отримати спостережені автокореляції в залишках, якщо гіпотеза про їх відсутність є правильною. Зазвичай, якщо p-value менше заданого рівня значущості (наприклад, 0.05), то гіпотеза про відсутність автокореляції відхиляється, що свідчить про наявність статистично значимої автокореляції в залишках.

Якщо p -value тесту Ljung-Box велике (більше заданого рівня значущості), це означає, що немає достатніх доказів для відхилення гіпотези про відсутність автокореляції. Це свідчить про те, що залишки можна вважати "білим шумом" або незалежними.

Отже, перевірка залишків допомагає виявити, чи модель адекватно враховує всі систематичні та не випадкові залежності в даних. Якщо залишки не задовольняють умовам "білого шуму" або мають явні систематичні залежності, це може свідчити про неадекватність моделі та потребу у подальших вдосконаленнях.

Оцінка адекватності моделі прогнозування часових рядів також може бути здійснена за допомогою різних числових критеріїв.

ME (Mean Error): Це середня помилка прогнозу, яка вимірює середнє відхилення прогнозованих значень від фактичних значень. Якщо ME близько до нуля, це вказує на добру адекватність моделі

Властивості ME включають наступне:

- **Середня величина:** ME відображає середнє значення помилки прогнозу. Він представляється числовим значенням, яке вказує, наскільки усереднено прогнози моделі відрізняються від фактичних значень.
- **Знак помилки:** ME враховує знаки прогнозних помилок. Позитивне значення ME вказує на тенденцію моделі до заниження прогнозів, тоді як негативне значення ME вказує на тенденцію моделі до завищення прогнозів.
- **Використання для порівняння моделей:** ME може використовуватися для порівняння різних моделей прогнозування. Зазвичай, модель з меншим абсолютним значенням ME вважається кращою, оскільки це означає меншу середню величину помилки.

Проте, ME має свої обмеження:

- **Неврахування знаків помилок:** ME не враховує напрямок та розподіл помилок. Він просто вимірює середню величину помилки без урахування того, чи модель занижує або завищує прогнози. Це може призвести до неповної оцінки точності моделі.

- Чутливість до викидів: ME вразливий до викидів у даних. Одне аномальне значення може значно вплинути на середню величину помилки і спотворити оцінку точності моделі.

- Залежність від масштабу: ME залежить від масштабу вихідних даних. Якщо значення вихідного ряду великі, то помилки можуть бути також великими, що може вплинути на значення ME.

- Відсутність інформації про розподіл: ME не враховує розподіл помилок. Він припускає, що помилки розподілені нормально, що не завжди відповідає реальності.

У зв'язку з цим, рекомендується використовувати ME разом з іншими критеріями.

RMSE (Root Mean Squared Error) є одним з основних числових критеріїв для оцінки точності моделі прогнозування часових рядів. Це квадратний корінь з середньоквадратичної помилки і вимірює середнє квадратичне відхилення прогнозованих значень від фактичних значень. Менші значення RMSE вказують на кращу адекватність моделі.

Він має наступні переваги:

- Враховує величину помилок: RMSE вимірює середньоквадратичне значення помилок між прогнозованими значеннями і фактичними спостереженнями. Це дає більш повну оцінку точності моделі, враховуючи як величину, так і напрямок помилок.

- Чутливість до викидів: RMSE є чутливим до викидів, оскільки кожна помилка враховується у квадраті. Вона враховує значимі відхилення і дозволяє виявити аномальні значення у даних.

- Легко інтерпретується: RMSE має ту ж одиницю виміру, що й вихідні дані, що полегшує інтерпретацію його значення. Це дозволяє порівнювати рівень точності моделей на основі їх RMSE значень.

Незважаючи на переваги, RMSE також має певні недоліки:

- Залежність від масштабу: RMSE залежить від масштабу вихідних даних. Великі значення вихідного ряду можуть призводити до великих значень RMSE, навіть якщо помилки є незначними в абсолютному значенні.

- Відсутність інформації про розподіл: RMSE припускає, що помилки розподілені нормально. В разі, якщо помилки мають інший розподіл, RMSE може давати неповну оцінку точності моделі.

MAE (Mean Absolute Error): Це середня абсолютна помилка, яка вимірює середнє абсолютне відхилення прогнозованих значень від фактичних значень. Менші значення MAE також свідчать про кращу адекватність моделі.

MAE (Mean Absolute Error) є одним з числових критеріїв для оцінки точності моделей прогнозування часових рядів. Основні переваги MAE включають: так само як і у RMSE – це легкість інтерпретації та робастість до викидів. Відмінною рисою є можливість використання в оптимізації моделей, а саме: MAE може використовуватися як функція втрати при оптимізації моделі. Оптимізація на основі MAE сприяє знаходженню моделей з меншими абсолютними відхиленнями, що може бути важливим для деяких доменів застосування.

Головним недоліком є: недостатня чутливість до малих відхилень. MAE може недостатньо реагувати на невеликі відхилення, оскільки враховує абсолютні значення. Вона може не здатна виявити субтільні зміни або тренди в прогнозованих значеннях.

MPE (Mean Percentage Error): це середня відносна помилка, яка вимірює середнє відсоткове відхилення прогнозованих значень від фактичних значень. Значення близько до нуля вказують на добру адекватність моделі.

Особливі переваги MPE включають:

- Відображення відносного відхилення: MPE вимірює відсоткову помилку, що дозволяє порівнювати точність прогнозів у відносних термінах. Це особливо корисно, коли потрібно порівняти моделі для різних часових рядів з різними масштабами.

- Інтерпретація на рівні відсотків: MPE виражає відхилення у відсотках, що дозволяє легко оцінити, наскільки точно прогнози відповідають фактичним

значенням у відсоткових термінах. Це може бути зрозуміло і корисно для бізнесу та прийняття рішень.

Незважаючи на переваги, MPE також має свої недоліки:

- Недостатність робастності: MPE може бути чутливим до великих відхилень, особливо коли фактичні значення набагато менші за прогнози. Великі відсоткові відхилення можуть внести значний вплив на оцінку, зокрема у випадках, коли вихідні дані мають велику варіативність.

- Проблема з нульовими або дуже малими фактичними значеннями: MPE може бути нестабільним або неадекватним, коли фактичні значення дорівнюють нулю або дуже малим значенням. Це може призвести до неправильної оцінки точності прогнозів.

Оцінка MPE має важливість у визначенні відносної точності моделі прогнозування, але варто враховувати його обмеження та контекст застосування.

MASE (Mean Absolute Scaled Error): це середня абсолютна масштабована помилка, яка вимірює відносну помилку прогнозу моделі порівняно з помилкою наївної моделі (наприклад, наївного методу). Значення менше 1 вказують на кращу адекватність моделі. Особливі переваги MASE включають:

- Масштабована помилка: MASE враховує помилку прогнозу моделі, поділивши її на помилку наївної моделі. Це дозволяє зробити порівняння прогнозування моделі на різних часових рядах із різними масштабами.

- Порівняння з базовою моделлю: MASE порівнює ефективність моделі прогнозу з базовою моделлю, такою як наївний метод. Це дозволяє визначити, наскільки краще модель прогнозує порівняно з простішою або більш базовою альтернативою.

Незважаючи на переваги, MASE також має свої недоліки:

- Залежність від базової моделі: MASE порівнює модель прогнозу з базовою моделлю, і результати можуть залежати від вибору цієї базової моделі. Якщо базова модель не є оптимальною або не відповідає особливостям даних, то MASE може не дати об'єктивної оцінки.

- Вимога про помилку наївної моделі: MASE вимагає обчислення помилки наївної моделі для порівняння з помилкою моделі прогнозу. Якщо наївна модель не є підходящою для конкретного часового ряду, це може спотворити оцінку MASE.

Використовуючи MASE, важливо усвідомлювати його обмеження та забезпечити адекватний вибір базової моделі для порівняння та правильне врахування контексту дослідження.

Стандартне відхилення залишків (Residual SD) є ще одним числовим критерієм для оцінки адекватності моделі прогнозування часових рядів. Воно вимірює розкид (варіативність) залишків моделі, тобто відхилення прогнозованих значень від фактичних значень.

Стандартне відхилення залишків може бути використано для порівняння моделей між собою. Зазвичай, модель з меншим значенням стандартного відхилення залишків вважається кращою, оскільки вона показує меншу варіативність у прогнозних помилках.

У цьому розділі були представлені числові критерії, які дозволяють оцінити точність та адекватність моделі прогнозування. Деякі з цих критеріїв включають ME (Mean Error), RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error), MPE (Mean Percentage Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) і MASE (Mean Absolute Scaled Error).

Основними висновками є:

- Кожен критерій має свої переваги і недоліки. Використання комбінації кількох критеріїв може дати більш повну оцінку адекватності моделі.
- RMSE є одним з найпоширеніших критеріїв, оскільки він враховує як величину помилок, так і їх розкид. Менші значення RMSE вказують на кращу точність моделі.
- MAE є простим і інтуїтивно зрозумілим критерієм, який вимірює середнє абсолютне відхилення прогнозованих значень від фактичних значень. Використання MAE дозволяє оцінити точність моделі без впливу величини помилок.

- MPE і MAPE вимірюють відсоткові відхилення прогнозів від фактичних значень. Вони корисні для оцінки відносної точності моделі. Значення, близькі до нуля, вказують на кращу адекватність моделі.

- MASE порівнює точність моделі з точністю наївної моделі. Значення менше 1 вказують на кращу адекватність моделі порівняно з наївним підходом.

- Кожен критерій має свої обмеження і може бути чутливим до певних аспектів досліджуваного часового ряду. Рекомендується використовувати кілька критеріїв разом для отримання більш повної оцінки.

Загалом, числові критерії оцінки адекватності моделі прогнозування часових рядів є важливим інструментом для оцінки точності прогнозів і вибору найбільш адекватної моделі.

РОЗДІЛ 3 АНАЛІЗ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ ПРОДАЖІВ ТОВ СІЛЬПО

3.1 Загальна характеристика ТОВ Сільпо Фуд

ТОВ "Сільпо Фуд" є компанією, що діє у сфері роздрібної торгівлі продовольчими товарами. Основна діяльність компанії пов'язана з експлуатацією супермаркетів і гіпермаркетів, де пропонуються різноманітні продукти харчування, товари для дому та інші товари повсякденного попиту.

Варто відзначити, що ТОВ "Сільпо-Фуд" працює на українському ринку вже багато років і успішно адаптувалась до ризиків, пов'язаних з веденням бізнесу в країні, що має економічну та політичну нестабільність.

Продукція компанії продається через широку мережу супермаркетів, яка включає "Сільпо", "Le Silpo" та "Сільпо Resto". Ця мережа є підрозділом "Fozzy Group" - однієї з найбільших торгово-промислових груп в Україні, з головним офісом у Києві з 1997 року.

На даний момент, мережа "Сільпо" вже нараховує 301 супермаркет, розташований у 60 різних містах України. Крім цього, компанія також має 4 делікатес-маркети під назвою Le Silpo, які знаходяться в Києві, Дніпрі, Харкові та Одесі. Завдяки своїй розгалуженій структурі, вона стала однією з найпоширеніших та найбільших національних мереж продовольчих супермаркетів в Україні, з представництвом у кожному місті [27].

ТОВ "Сільпо Фуд" відома своєю стратегією спрямованою на високу якість обслуговування клієнтів, розширення асортименту продукції та постійні акції і знижки для покупців. Компанія має значний досвід на ринку та позиціонує себе як надійного постачальника продуктів харчування.

Однією з постійних заохочувальних програм є програма "Власний Рахунок". Це спеціальна програма лояльності, яка надає можливість клієнтам отримувати додаткові переваги та знижки під час покупок. За неї, клієнти можуть накопичувати

бонусні бали за кожну покупку та використовувати їх для отримання знижок на наступні покупки або придбання акційних товарів. Крім того, учасники програми можуть отримувати спеціальні пропозиції та індивідуальні знижки, а також брати участь в ексклюзивних акціях та розіграшах призів. Згідно статистиці кожен другий покупець сканує картку «Власний рахунок». Програма дозволяє клієнтам зберігати вірність мережі "Сільпо" і насолоджуватись додатковими перевагами під час своїх покупок [28].

Свідченням про високу якість обслуговування в мережі "Сільпо" є наявність значної кількості самокас. На сьогодні встановлено вже 765 штук у 118 супермаркетах мережі і ця кількість неперечно зростає.

Самокаси є спеціальними станціями, де клієнти можуть самостійно сканувати товари, розраховуватись безпосередньо на місці та отримувати квитанцію платежу. Це інноваційний підхід, який спрощує процес покупок та забезпечує зручність для клієнтів.

Наявність великої кількості самокас у супермаркетах "Сільпо" означає, що клієнти мають більше можливостей для самообслуговування та швидкого оформлення покупок. Це дозволяє скоротити час очікування в черзі, забезпечити більш оперативне обслуговування та зробити процес покупок більш зручним для клієнтів. В середньому 42 секунди гість проводить на самокасі.

Вони також сприяють ефективному використанню ресурсів та оптимізації роботи персоналу, що дозволяє зменшити навантаження на касирів та звільнити їх від рутинних операцій, а також дозволяє персоналу приділяти більше уваги консультаціям клієнтів та вирішенню їхніх поточних потреб.

Збільшення кількості самокас у мережі "Сільпо" свідчить про постійне вдосконалення та впровадження нових технологій для поліпшення обслуговування клієнтів. Це підтверджує фокус компанії на інноваціях та надає відповідь на потреби сучасних покупців, які шукають швидкість, зручність та ефективність у своїх покупках [28].

"Сільпо" також займається власним імпортом продуктів. Це означає, що компанія самостійно ввозить продукти з-за кордону і продає їх у своїх супермаркетах.

Товариство "Сільпо-Фуд" спеціалізується на оптовій закупівлі та імпорті продуктів харчування, напоїв, тютюнових виробів, косметичних засобів та продовольчих засобів. Завдяки ефективному логістичному зв'язку, товари компанії ретельно складаються та відправляються до їх супермаркетів у значних обсягах. Асортимент товарів на полицях супермаркетів налічує до 20 тисяч найменувань різних продуктів [29].

Крім того, це дає можливість компанії дотримуватись високих стандартів якості та безпеки продуктів, що є важливим для задоволення потреб і очікувань клієнтів, а також розширювати асортимент, пропонуючи клієнтам унікальні товари, які важко знайти в інших магазинах. Це можуть бути екзотичні фрукти та овочі, рідкісні сорти кави, чаю або інші спеціальні продукти, які не є типовими для внутрішнього ринку.

"Сільпо" співпрацює з 790 постачальниками, і серед них є 10 найбільших країн-імпортерів: Італія, Іспанія, Норвегія, Туреччина, Німеччина, Польща, Китай, Франція, Еквадор, Нідерланди.

Середня площа торгівельних магазинів складає 1426 квадратних метрів. Крім того, кількість працівників, які зайняті у магазинах "Сільпо", становить 34192 особи, що демонструє сприятливий вплив на рівень зайнятості в Україні.

Компанія активно розвивається і постійно відкриває нові супермаркети в різних регіонах України. Це свідчить про стратегію експансії та бажання компанії займати провідні позиції на ринку роздрібної торгівлі продовольчими товарами.

Крім того, вона активно співпрацює з місцевими постачальниками, пропонуючи своїм клієнтам широкий вибір місцевих продуктів та підтримуючи місцеву економіку.

"Сільпо" також звертає особливу увагу на екологічні аспекти своєї діяльності. Компанія активно впроваджує енергоефективні технології, використовує екологічно чисті упаковки та підтримує роздільний збір відходів у

своїх магазинах. Це сприяє покращенню екологічної ситуації та формуванню екологічно свідомого споживача.

Компанія також активно працює над розвитком онлайн-продажів та впровадженням інноваційних технологій. Клієнти мають можливість замовити товари онлайн та скористатись доставкою або самовивізом. Це розширює можливості покупців і забезпечує зручність у процесі покупок.

З урахуванням цих факторів і впровадженням нових стратегій та технологій, "Сільпо" очікує продовжувати свій успішний розвиток і збільшення обсягів продажів у майбутньому.

3.2 Побудова моделей для прогнозування рівня продажів Сільпо

Звітність ТОВ "Сільпо Фуд" за останні роки надає цінну інформацію для прогнозування за допомогою часових рядів. Шляхом аналізу цих історичних даних, ми можемо встановити закономірності та тенденції, що характеризують продажі компанії протягом цього періоду і надалі прогнозувати їх.

За основу були взяті звіти про дохід від реалізованих послуг, продукції та робіт. Дохід подається у млн. грн. Згрупувавши дані у вигляді часового ряду, вони були завантажені у середовище за допомогою якого буде здійснено прогноз, а саме: Rstudio.

Після успішного завершення цього етапу дані були перетворенні у формат tsibble і отримано датасет під назвою «s_ts», де перший стовпець має назву «Year» та містить у собі роки, а другий - «Sales», де знаходиться інформація про рівень продажів відповідно.

Перетворення даних у формат tsibble важливе при роботі з часовими рядами і має кілька переваг. По-перше, формат дозволяє зберігати і маніпулювати даними, що мають відношення до часу, в структурованому та зрозумілому форматі. Можна легко зробити групування та провести фільтрацію даних за допомогою часових

індексів, що полегшує роботу з рядами та їх аналіз. По-друге, багато бібліотек та пакетів потрібних для прогнозування, наприклад, `forecast`, `prophet`, `fable`, які безпосередньо підтримують формат `tsibble`. По-третє, такий формат дозволяє зберігати багатомірні часові ряди, де кожна змінна може мати власний часовий індекс. Це особливо корисно, коли є багато змінних, які взаємодіють з часом або мають спільну структуру. І останнє, `tsibble` сприяє легкій візуалізації та аналізу часових рядів. Можна легко будувати графіки, діаграми розсіювання та інші візуалізації, щоб краще зрозуміти залежності та тренди у даних.

Наступним кроком є візуалізація наших даних. За допомогою функції `autoplot` будемо графік залежності рівня продажів від року. Для простоти аналізу дані згруповані по роках.

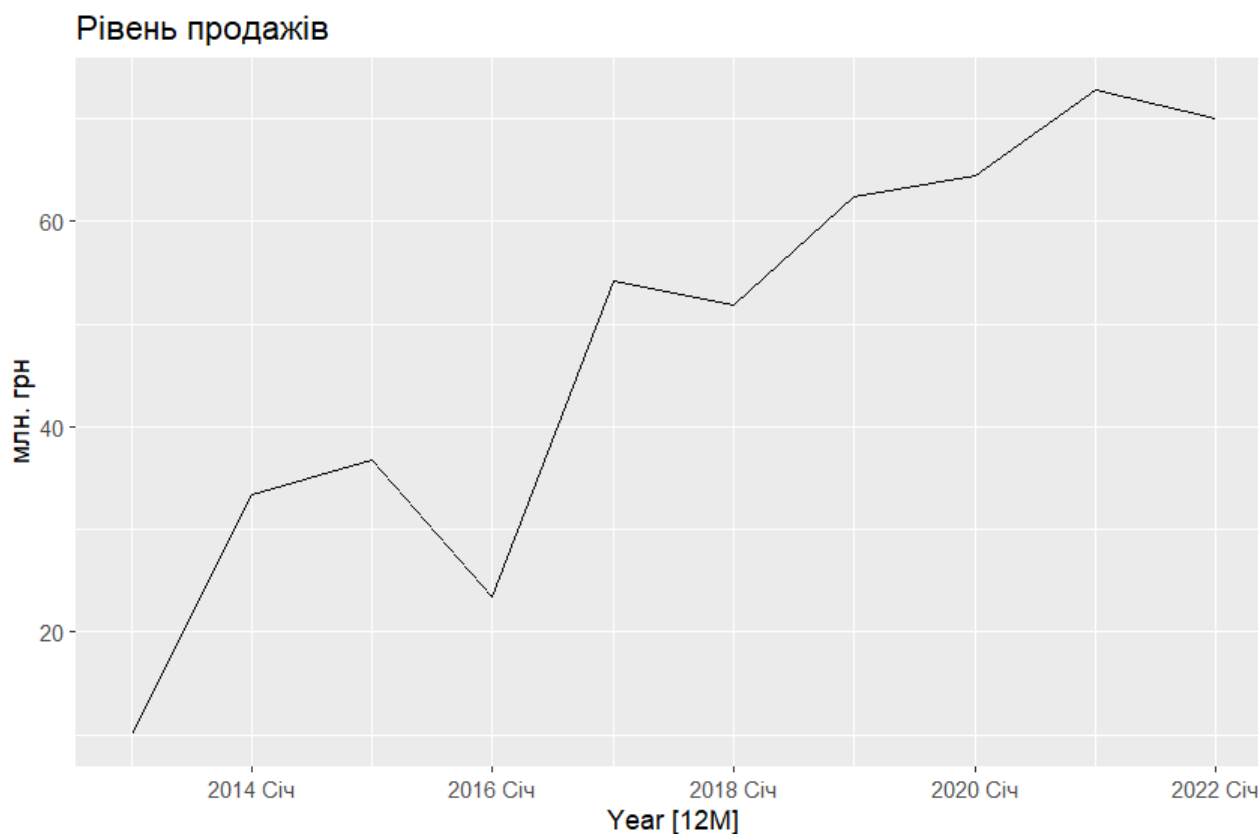


Рисунок 3.1 Візуалізація даних

Джерело: розроблено автором

З рис. 3.1 можемо припустити, що ми маємо тенденцію до зростання. Винятком став 2016 рік, коли стався різкий і значний спад. Така ситуація могла статися через різкий скачок курсу валют.

У 2016 році в Україні курс долара до гривні зазнав змін порівняно з 2015 роком. В 2015 році середньорічний курс становив близько 21,83 гривень за один долар, тоді як у 2016 році він піднявся до приблизно 27,19 гривень. [31]

Суттєвий скачок курсу долара може вплинути на рівень продажів торговельної компанії Сільпо. Оскільки Сільпо є торговельною компанією, яка продає товари, включаючи імпортні товари, зміни в курсі долара можуть мати деякий вплив на їхню діяльність.

По-перше, так як Сільпо імпортує товари з-за кордону, зростання курсу долара могло збільшити вартість закупівлі цих товарів в місцевій валюті. Це могло призвести до збільшення собівартості товарів, що вплине на маржу при продажу.

По-друге, надалі ці товари продаються, а зміна курсу долара може призвести до зміни цін на ці товари на полицях магазинів. Збільшення вартості товарів може вплинути на споживачів і призвести до зменшення обсягів продажу.

По-третє, зростання курсу долара може вплинути на попит на товари Сільпо, особливо на імпортні товари. Вищі ціни можуть знизити попит на такі товари серед споживачів. Однак, вплив на попит може бути залежний від сегмента ринку, типу товару та можливості його замінити.

Отже, суттєвий скачок курсу долара міг мати вплив на рівень продажів торговельної компанії Сільпо.

Наступним етапом, стало використання функції ACF на часовому ряді, що допомагає аналізувати його автокореляцію і виявляти можливі залежності між спостереженнями у часі.

```
+ ACF(Sales)
# A tibble: 9 x 2 [12M]
  lag    acf
<cf_lag> <dbl>
1    12M  0.526
2    24M  0.372
3    36M  0.239
4    48M -0.154
5    60M -0.253
6    72M -0.401
7    84M -0.307
8    96M -0.315
9   108M -0.208
```

Рисунок 3.2 Результати функції автокореляції

Джерело: розроблено автором

При інтерпретації результатів автокореляційної функції (ACF) з наведеними лагами на рис. 3.2 можна зробити наступні висновки:

- Лаг 12М: Значення автокореляції при лагу 12М становить 0.526. Це позитивне значення вказує на позитивну залежність між поточними спостереженнями і їх значеннями 12 місяців тому. Це може свідчити про наявність сезонної залежності у часовому ряді, адже результативне значення вище за порогове 0,5.

- Лаги 24М і 36М: Значення автокореляції при цих лагах дорівнюють відповідно 0.372 і 0.239. Ці позитивні значення також вказують на позитивну залежність між поточними спостереженнями і їх значеннями за 24 і 36 місяців тому, але значення автокореляції навколо нуля або близькі до нуля вказують на відсутність або слабку автокореляцію між значеннями на відповідних лагах. Отже, залежність дуже мала, а тому не є суттєвою.

- Лаги 48М, 60М, 72М, 84М, 96М і 108М: Значення автокореляції при цих лагах від -0.154 до -0.401. Ці негативні значення вказують на негативну залежність між поточними спостереженнями і їх значеннями з відповідних лагів. Це може свідчити про зменшення значень часового ряду з плином часу.

На підставі цих спостережень можна зробити припущення про наявність довгострокових тенденцій у часовому ряді. Це може бути корисно для подальшого моделювання та прогнозування ряду.

Візуалізуємо наші результати, для цього використаємо уже відому нам функцію `autoplot`.

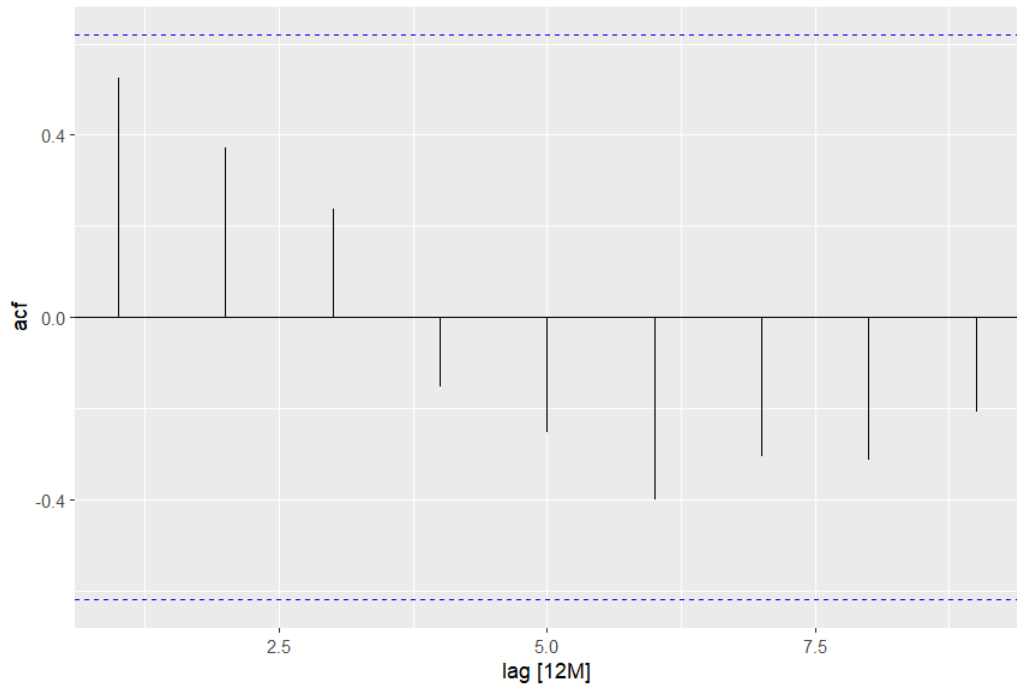


Рисунок 3.3 Візуалізація результатів автокореляції

Джерело: розроблено автором

З графіку на рис. 3.3 бачимо, що жодне із значень не є статистично значущим. Лаг 12М означає, що відповідне значення автокореляції (acf) відноситься до затримки або інтервалу 12 місяців. Значення автокореляції на цьому лагу вказує на ступінь залежності між значеннями ряду на поточному місяці і значеннями, що знаходяться на 12 місяців в минулому.

Для обчислення автокореляційних характеристик використовуємо функцію `feat_acf` для нашого ряду.

```

acf1 acf10 diff1_acf1 diff1_acf10 diff2_acf1 diff2_acf10
<dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1 0.526 NA -0.517 0.318 -0.624 0.458

```

Рисунок 3.4 Автокореляційні характеристики

Джерело: розроблено автором

Проаналізуємо отримані результати для даного часового ряду наведені на рис. 3.4:

- `acf1`: Значення автокореляції для зсуву 1 (`acf1`) дорівнює 0.526. Це вказує на наявність помірної позитивної автокореляції між сусідніми

спостереженнями. Тобто, значення продажів у попередньому періоді має вплив на поточне значення продажів.

- `acf10`: Значення автокореляції для зсуву 10 (`acf10`) відсутнє (NA). Це означає, що автокореляція між значеннями продажів на відстані 10 періодів відсутня або незначна.

- `diff1_acf1`: Значення автокореляції першої різниці (`diff1_acf1`) дорівнює -0.517. Це вказує на наявність помірної негативної автокореляції між першими різницями значень продажів. Тобто, зміни в продажах на попередніх періодах мають вплив на зміни в поточних продажах.

- `diff1_acf10`: Значення автокореляції першої різниці для зсуву 10 (`diff1_acf10`) дорівнює 0.318. Це вказує на наявність помірної позитивної автокореляції між першими різницями продажів на відстані 10 періодів.

- `diff2_acf1`: Значення автокореляції другої різниці (`diff2_acf1`) дорівнює -0.624. Це вказує на наявність помірної негативної автокореляції між другими різницями значень продажів. Тобто, зміни в змінних продажах на попередніх періодах мають вплив на зміни в других різницях продажів.

- `diff2_acf10`: Значення автокореляції другої різниці для зсуву 10 (`diff2_acf10`) дорівнює 0.458. Це вказує на наявність помірної позитивної автокореляції між другими різницями продажів на відстані 10 періодів.

У даному випадку, результати показують наявність позитивної автокореляції між сусідніми спостереженнями, а також наявність негативної автокореляції між першими різницями значень. Це може вказувати на наявність тренду в часовому ряді.

Далі був розрахований коефіцієнт Херста за допомогою функції `features()`.

```
coef_hurst
<dbl>
1      0.901
```

Рисунок 3.5 Коефіцієнт Херста

Джерело: розроблено автором

З рис. 3.5 стає відомо, що коефіцієнт Херста дорівнює 0.901. Коефіцієнт Херста використовується для визначення ступеня самоподібності або довготривалої залежності в часовому ряді. Значення коефіцієнта Херста може бути в діапазоні від 0 до 1.

У даному випадку, значення 0.901 вказує на те, що часовий ряд має високу ступінь самоподібності або довготривалу залежність. Це може означати, що патерни або структура в ряду проявляються на різних масштабах і можуть повторюватися з певною періодичністю. Високе значення коефіцієнта Херста також може вказувати на наявність трендів або стабільної динаміки в ряді, що підтверджує наші припущення після візуалізації даних.

Отже, більше значення коефіцієнта Херста свідчить про більшу ступінь самоподібності часового ряду і більш значущу довготривалу залежність між його значеннями.

Наступним кроком, використали функцію "feat_stl" для виявлення тренду в часовому ряді. Після виконання цього коду будуть отримані результати розкладу часового ряду на складові, включаючи трендову складову. Тренд вказує на загальну тенденцію росту або спаду значень ряду протягом певного періоду.

```

trend_strength spikiness linearity curvature stl_e_acf1 stl_e_acf10
<dbl>         <dbl>      <dbl>      <dbl>      <dbl>         <dbl>
0.875         79.8        58.7       -4.15      -0.483         NA

```

Рисунок 3.6 Результати функції feat_stl

Джерело: розроблено автором

Аналізуючи отримані результати на рис. 3.6, можна зрозуміти, як змінюється рівень продажів у часі та чи існує якийсь трендовий рух вгору або вниз. Для даного часового ряду отримано наступні значення метрик:

- trend_strength (сила тренду): Значення 0.875 вказує на високу силу тренду в ряду. Це означає, що протягом розглянутого періоду спостерігається помітна тенденція росту або спаду. У даному випадку, якщо повернутися до візуалізації ряду на рисунку 1, то можна стверджувати, тренд має висхідний характер.

- **spikiness** (вибуховість): Значення 79.8 вказує на досить високий рівень вибуховості в ряду. Це може свідчити про значну варіацію у значеннях, що може бути спричинена випадковими або незвичайними подіями.

- **linearity** (лінійність): Значення 58.7 вказує на помірний рівень лінійності в ряду. Це означає, що тренд може бути ближче до лінійної залежності, але можуть бути присутні деякі відхилення від цієї лінійності.

- **curvature** (кривизна): Значення -4.15 вказує на наявність вигнутої кривизни в ряду. Це може свідчити про зміну темпу зростання або спаду в різних періодах ряду.

- **stl_e_acf1** (автокореляція залишків): Значення -0.483 вказує на слабку негативну автокореляцію між залишками після вилучення тренду. Це означає, що немає сильної автокореляції в залишках після моделювання трендової складової.

- **stl_e_acf10** (автокореляція залишків на затримці 10): В даному випадку значення відсутнє (NA), що означає, що автокореляція на затримці 10 не була обчислена або недоступна для даного ряду.

Ці метрики надають інформацію про характеристики тренду, варіабельність ряду та взаємозв'язок між трендом та залишками. З результатів бачимо, що вираженість тренду становить 0.87, що є високим показником і свідчить про явно виражений тренд, що і цікавило нас.

Після аналізу часового ряду переходимо до прогнозування за допомогою простих методів.

Для порівняння прогнозованих значень застосуємо різні методи прогнозування. Почнемо з простих, а саме: метода на основі середніх, наївного та дріфтового.

	.model <chr>	Year <mt>	Sales <dist>	.mean <dbl>
1	Mean	2023	Гру N(48, 490)	47.9
2	Mean	2024	Гру N(48, 490)	47.9
3	Mean	2025	Гру N(48, 490)	47.9
4	Naive	2023	Гру N(70, 208)	70.0
5	Naive	2024	Гру N(70, 417)	70.0
6	Naive	2025	Гру N(70, 625)	70.0
7	Drift	2023	Гру N(77, 205)	76.6
8	Drift	2024	Гру N(83, 451)	83.3
9	Drift	2025	Гру N(90, 738)	90.0

Рисунок 3.7 Прогнозовані значення за допомогою простих методів прогнозування

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.7 отримали результати прогнозування для трьох моделей: "Mean", "Naive" та "Drift". Кожна модель має свою власну прогнозу середню (`.mean`), яка вказує на очікуване значення продажів прогнозного періоду.

Інтерпретація результатів для кожної моделі така:

- "Mean" модель: У цій моделі прогнозна середня для продажів становить приблизно 47.9 одиниць. Це означає, що в кожному прогнозному періоді очікується продаж приблизно на рівні 47.9 млн. грн.
- "Naive" модель: В цій моделі також прогнозна середня для продажів становить 70.0 млн. грн. Це означає, що в кожному прогнозованому періоді очікується продаж приблизно на рівні 70.0 млн. грн.
- "Drift" модель: В даній моделі прогнозна середня для продажів змінюється від 76.6 до 90.0 млн. грн. в різні роки прогнозного періоду. Це означає, що очікується певне зростання рівня продажів протягом прогнозного періоду.

На рис. 3.8 візуалізуємо наші прогнози. На мою думку, найкращим прогнозом є прогноз за дріфтовим методом, адже якщо згадати, що наші дані схильні до слідування тренду, а тренд у нас зростаючий, то це єдиний результат, який має тенденцію до наслідування тренду

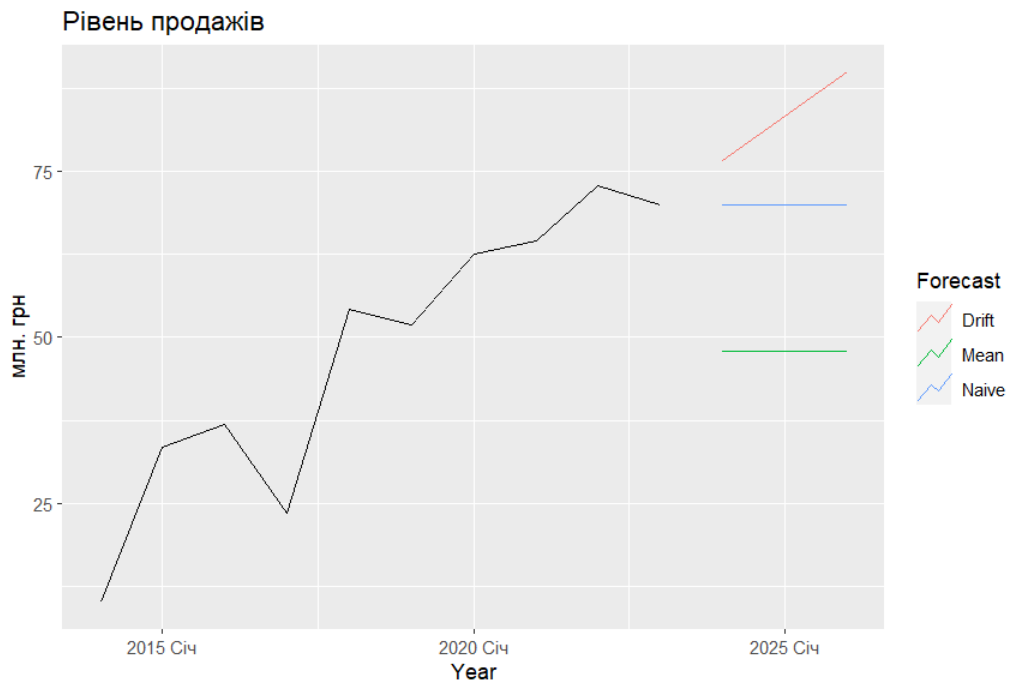


Рисунок 3.8 Візуалізація прогностичних значень простих методів прогнозування

Джерело: розроблено автором

Перейдемо до більш складних методів прогнозування. Перший метод, який був використаний – метод простого експоненціального згладжування. Для побудови прогнозу за допомогою цього використовуємо функцію `ets()`. Перевагою цієї функції є те, що вона спробує всі можливі варіанти моделей експоненціального згладжування і поверне найкращу модель.

```
# A tibble: 1 x 1
  ets
  <model>
1 <ETS(A,N,N)>
```

Рисунок 3.9 Найкраща модель за результатом функції `ets()`

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.9 бачимо, ми використали модель експоненційного згладжування (ETS) зі специфікацією (A,N,N), що найкращою моделлю з адитивними залишками, відсутністю тренду та сезонності.

	.model	Year	Sales	.mean
	<chr>	<mt>	<dist>	<dbl>
1	ets	2023 Гру	N(70, 221)	70.2
2	ets	2024 Гру	N(70, 356)	70.2
3	ets	2025 Гру	N(70, 490)	70.2

Рисунок 3.10 Результат прогнозування за допомогою експоненціального згладжування

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.10 наведено результати прогнозування на 3 періоди вперед. Результати показують, що середнє значення прогнозованого рівня продажів на кожен з трьох періодів становить приблизно 70.2 млн. грн, а розподіл відхилення від цього середнього значення може бути описаний нормальним розподілом зі стандартним відхиленням, що змінюється від 221 до 490 для кожного періоду вперед.

Наступний метод - ARIMA, базується на аналізі автокореляції в часових рядах. Цей метод використовує стаціонарні часові ряди без тренду, тобто різницю між значеннями показника між періодами. При цьому різницю не обов'язково рахувати окремо: можна встановити аргумент $d=1$ у функції `auto.arima()`, яку ми використовуватимемо для обчислення моделі.

Best model: ARIMA(0,1,0)

Рисунок 3.11 Найкраща Arima модель

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.11 маємо такі результати: модель ARIMA(0,1,0) означає, що для прогнозування часового ряду було використано модель авторегресії зі зсувом ARIMA з наступними параметрами:

ARIMA(p, d, q), де $p = 0, d = 1, q = 0$.

- p (AR): Кількість попередніх спостережень, що використовуються для прогнозу. У даному випадку $p = 0$, що означає, що модель не має авторегресійної складової.
- d (I): Різниця між послідовними спостереженнями. У даному випадку $d = 1$, що вказує на використання першої різниці між спостереженнями для стабілізації ряду.

- q (MA): Кількість попередніх значень помилок моделі, що використовуються для прогнозу. У даному випадку $q = 0$, що означає, що модель не має складової ковзного середнього.

Отже, модель ARIMA(0,1,0) показує, що прогнозування здійснюється шляхом використання першої різниці між спостереженнями для стабілізації ряду без авторегресійної або складової ковзного середнього.

Прогнозуємо значення за допомогою цієї моделі.

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
11	69.9906	51.49101	88.49020	41.69791	98.28329
12	69.9906	43.82822	96.15298	29.97870	110.00250
13	69.9906	37.94836	102.03284	20.98623	118.99497

Рисунок 3.127 Результат прогнозування за допомогою Arima

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.12 наведено результати прогнозу методом ARIMA для трьох майбутніх періодів (11, 12, 13) і вони виглядають наступним чином:

- Point Forecast (Прогнозоване значення): Для кожного періоду, прогнозоване значення продажів становить приблизно 69.9906 млн. грн.

- Lo 80 (Нижня межа довірчого інтервалу 80%): Це нижня межа довірчого інтервалу на рівні 80%. Вона вказує на найнижче можливе значення продажів з 80% впевненістю. Для періоду 11, нижня межа становить приблизно 51.49101 млн. грн, для періоду 12 - 43.82822 млн. грн, а для періоду 13 - 37.94836 млн. грн.

- Hi 80 (Верхня межа довірчого інтервалу 80%): Це верхня межа довірчого інтервалу на рівні 80%. Вона вказує на найвище можливе значення продажів з 80% впевненістю. Для періоду 11, верхня межа становить приблизно 88.49020 млн. грн, для періоду 12 - 96.15298 млн. грн, а для періоду 13 - 102.03284 млн. грн.

- Lo 95 (Нижня межа довірчого інтервалу 95%): Це нижня межа довірчого інтервалу на рівні 95%. Вона вказує на найнижче можливе значення продажів з 95% впевненістю. Для періоду 11, нижня межа становить приблизно

41.69791 млн. грн, для періоду 12 - 29.97870 млн. грн, а для періоду 13 - 20.98623 млн.грн.

- Ні 95 (Верхня межа довірчого інтервалу 95%): Це верхня межа довірчого інтервалу на рівні 95%. Вона вказує на найвище можливе значення продажів з 95% впевненістю. Для періоду 11, верхня межа становить приблизно 98.28329 млн. грн, для періоду 12 - 110.00250 млн. грн, а для періоду 13 - 118.99497 млн. грн.

Ці інтервали довіри вказують на діапазон можливих значень продажів з певною ступенем впевненості. Значення прогнозів можуть коливатись між нижньою та верхньою межами довірчих інтервалів.

3.3 Вибір найкращої моделі для прогнозування рівня продажів Сільпо

Після прогнозування за допомогою декількох моделей, можна перейти до вибору найкращої за допомогою різних критеріїв. Для початку перевіримо залишки кожної моделі. Вони мають бути «білим шумом», тобто бути випадково розподіленими. Для цього застосуємо тест Ljung-Box, результатом є значення p-value. Зазвичай, якщо p-value менше заданого рівня значущості (наприклад, 0.05), то гіпотеза про відсутність автокореляції відхиляється. Якщо значення тесту більше заданого рівня значущості, це означає, що немає достатніх доказів для відхилення гіпотези про відсутність автокореляції.

Першою моделлю для перевірки стала наївна модель.

```
Ljung-Box test
data: Residuals from Naive method
Q* = 3.5788, df = 3, p-value = 0.3107
Model df: 0. Total lags used: 3
```

Рисунок 3.13 Результат Ljung-Box тесту для наївної моделі

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.13 маємо результати тесту. У нашому випадку, Ljung-Box показав значення $Q^* = 3.5788$ з 3 ступенями свободи і $p\text{-value} = 0.3107$.

За значенням $p\text{-value}$, яке становить 0.3107 і є більш за рівень значущості $p\text{-value}=0.05$, ми не маємо достатніх доказів для відхилення нульової гіпотези про відсутність автокореляцій в залишках. Це означає, що спостережені автокореляції в залишках можуть бути випадковими і нестатистично значущими.

Отже, на підставі цього тесту ми не маємо підстав для відхилення від моделі та можемо продовжувати її використання для прогнозування.

Наступна модель – модель на основі середніх.

```
Ljung-Box test
data: Residuals from Mean
Q* = 6.7466, df = 3, p-value = 0.08043
Model df: 0. Total lags used: 3
```

Рисунок 3.14 Результат Ljung-Box тесту для моделі на основі середніх

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.14, тест значення $Q^* = 6.7466$ з 3 ступенями свободи і $p\text{-value} = 0.08043$.

За значенням $p\text{-value}$, яке становить 0.08043, ми маємо слабкі докази для відхилення нульової гіпотези про відсутність автокореляцій в залишках. Це означає, що спостережені автокореляції в залишках можуть мати статистичну значущість, але це не є достатньо сильним доказом.

Отже, на підставі цього тесту можна вважати, що в залишках може бути присутня автокореляція, але вона не є статистично значущою, але для нашого випадку ми все таки відкинемо цю модель і не будемо використовувати її для прогнозування рівня продажів компанії.

Останньою моделлю з простих методів прогнозування є дріфтова модель. Для неї ми отримали такі результати, які зображені на рис. 3.15.

```

Ljung-Box test
data: Residuals from Random walk with dri
Q* = 3.5788, df = 3, p-value = 0.3107
Model df: 0. Total lags used: 3

```

Рисунок 3.15 Результат Ljung-Box тесту для дріфтової моделі

Джерело: розроблено автором

З рис. 3.15 можна побачити, що результати ідентичні до результатів наївної моделі зображених на рис. 3.13. Обидва тести не дають достатніх доказів для відхилення нульової гіпотези про відсутність автокореляцій в залишках. Таким чином, можна вважати, що в залишках обох моделей відсутні автокореляції або вони незначущі.

Переходимо до більш тестування більш складних методів прогнозування. По-перше, проаналізуємо метод експоненціального зважування.

```

Ljung-Box test
data: Residuals from ETS(A,N,N)
Q* = 5.477, df = 3, p-value = 0.14
Model df: 0. Total lags used: 3

```

Рисунок 3.16 Результат Ljung-Box тесту для моделі експоненціального згладжування

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.16, за результатами тесту Ljung-Box для моделі ETS(A,N,N) маємо значення $Q^* = 5.477$, $df = 3$, і $p\text{-value} = 0.14$. Кількість ступенів свободи df і кількість використаних лагів (Total lags used: 3) однакові для всіх моделей.

Отримане $p\text{-value}$ (0.14) вказує на те, що є певна ймовірність отримати автокореляції в залишках, навіть якщо нульова гіпотеза про їх відсутність є правильною. Однак, дане $p\text{-value}$ не досягає рівня значущості 0.05, що використовується зазвичай. Тому, на підставі цього тесту, немає достатніх доказів для відхилення нульової гіпотези про відсутність автокореляцій в залишках моделі.

Остання модель для аналізу – ARIMA.

```

Ljung-Box test
data: Residuals from ARIMA(0,1,0)
Q* = 5.1253, df = 3, p-value = 0.1628
Model df: 0. Total lags used: 3

```

Рисунок 3.17 Результат Ljung-Box тесту для моделі ARIMA

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.17, за результатами тесту Ljung-Box для моделі ARIMA(0,1,0) маємо значення $Q^* = 5.1253$, $df = 3$, і $p\text{-value} = 0.1628$. Ситуація ідентична до моделі експоненціального згладжування, де отримане $p\text{-value}$ (0.1628) вказує на те, що є певна ймовірність отримати спостережені автокореляції в залишках, навіть якщо нульова гіпотеза про їх відсутність є правильною.

Отже, після проведення тесту Ljung-Box для всіх моделей, 2 моделі (наївна та дріфтова) з легкістю пройшли тест на наявність білого шуму. Модель на основі середніх має найнижче значення $p\text{-value}$, тому цю модель ми не будемо розглядати далі.

Переходимо до наступного етапу, а саме проаналізуємо стандартні відхилення залишків (Residual sd). Найкращою вважається та модель, у якої це значення є найменшим.

```
Residual sd: 14.4353
```

Рисунок 3.18 Стандартні відхилення залишків для наївної моделі

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.18, зображено результати стандартного відхилення залишків для наївної моделі. Вони вказують на розкид даних навколо прогнозованих значень. У цьому випадку стандартне відхилення залишків дорівнює 14.4353, що означає, що прогнозовані значення можуть відрізнитися від фактичних значень на цю величину.

```
Residual sd: 13.5858
```

Рисунок 3.18 Стандартні відхилення залишків для дріфтової моделі

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.19, зображено результати стандартного відхилення залишків для дріфтової моделі. У цієї моделі стандартне відхилення залишків дорівнює 13.5858.

Це значення є меншим, ніж значення для моделі на основі середніх, що у свою чергу означає, що ця модель є кращою за попередню.

У двох інших моделях стандартне відхилення залишків вказується під параметром σ .

$\sigma: 14.8663$

Рисунок 3.20 Стандартні відхилення залишків для моделі експоненціального згладжування

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.20, зображено результат для моделі експоненціального згладжування. В даному випадку, стандартне відхилення залишків дорівнює 14.8663, що означає, що прогнозовані значення можуть відрізнятись від фактичних значень на цю величину. Це значення є на даний момент найбільшим з проаналізованих.

Для моделей типу ARIMA σ , подається у квадраті.

$\sigma^2 = 208.4$

Рисунок 3.21 σ^2 для Arima моделі

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.21 наведено результат для ARIMA моделі. Для того, щоб знайти стандартне відхилення, треба дістати квадратний корінь з цього значення.

$sd = 14.435$

Рисунок 3.22 Стандартні відхилення залишків для ARIMA моделі

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.22 показані результат стандартного відхилення залишків. Він дорівнює 14.435 і одним з найкращих.

Отже, найкращий результат показала дріфтова модель, вона має найнижче значення стандартного відхилення залишків - 13.5858. На другому місці - ARIMA модель, яка має значення, яке дорівнює 14.435. Тому для подальшого аналізу залишимо лише ці дві моделі.

Для подальшого аналізу застосуємо числові критерії, а саме критерії ME, RMSE, MAE, MPE, MASE.

```

Forecast method: Random walk with drift

Model Information:
Call: rwf(y = s_ts$Sales, drift = TRUE)

Drift: 6.6567 (se 4.5286)
Residual sd: 13.5858

Error measures:
           ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -7.896847e-16 12.80885 10.3121 -3.24429 26.13627 0.9592838 -0.516515

```

Рисунок 3.23 Числові характеристики для дріфтової моделі

Джерело: розроблено автором

```

Series: s_ts$Sales
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 208.4: log likelihood = -36.8
AIC=75.6  AICc=76.17  BIC=75.79

Training set error measures:
           ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 5.992028 13.69454 9.675816 10.20464 23.24262 0.9000938 -0.5723652

```

Рисунок 3.24 Числові характеристики для ARIMA моделі

Джерело: розроблено автором

На рис. 3.23 та 3.24 зображено результати числових характеристик для дріфтової та ARIMA моделі. Почнемо по парно порівнювати їх.

Показник ME, іншими словами середня помилка прогнозу, найкращим є той результат, у якого вона наближається до 0. У дріфтової моделі це значення дорівнює $-7.896847e-16$, що є дуже маленьким числом. У свою чергу у ARIMA моделі це значення – 5.992028. Отже, кращий показник має дріфтова модель.

Показник RMSE або квадратний корінь з середнього квадратичного помилки прогнозу, чим менше це значення, тим краще модель прогнозує дані. Дріфтова модель має показник у 12.80885, а ARIMA – 13.69454. Отже, кращою моделлю знову є дріфтова.

Третім показником є MAE, що в контексті прогнозування означає середню абсолютну помилку. 10.3121 – значення для моделі типу дріфт, 9.675816 – значення для ARIMA. Як і у минулих показників кращою моделлю є та, в якій цей показник нижчий. Отже, цього разу ARIMA модель показала ліпший результат.

Наступним є MPE - вказує на середню відсоткову помилку. MPE вимірюється в відсотках і вказує на середню величину відхилення прогнозу від фактичного значення. Значення MPE позитивне, якщо прогноз переоцінює дані, і негативне, якщо прогноз недооцінює дані. Дріфтова модель недооцінює дані на 3%. У той же час інша модель переоцінює дані на 10%. На мою думку, у випадку прогнозування рівня продажів краще недооцінити продажі та розраховувати на менші цифри, ніж переоцінювати продажі і розраховувати на вищі цифри. Тому в даному випадку негативне значення MPE може бути вигідним, оскільки воно вказує на те, що модель здатна недооцінювати продажі і забезпечувати більш консервативний прогноз. Враховуючи це, негативне значення MPE може бути бажаним для випадку прогнозування рівня продажів.

Показник MASE вказує на середню абсолютну масштабовану похибку прогнозу. Це значення вимірює точність прогнозу, порівнюючи його з точністю простої моделі, такої як наївна модель (наприклад, прогнозування за допомогою останнього спостереження).

У нашому випадку MASE дорівнює 0.9592238 для дріфтової моделі. Це означає, що прогнозна модель має точність, яка є в 0.9592238 разів кращою, ніж проста наївна модель. MASE - 0.9000938 для ARIMA моделі, що у свою чергу означає, що ця прогнозована модель точніша в 0.9000938 разів ліпшою за найпростішу модель.

Значення MASE менше 1 вказує на те, що модель є кращою, ніж проста наївна модель. Чим менше значення MASE, тим краще точність прогнозу моделі. Отже, ARIMA модель є кращою.

Останній показник автокореляції першого лагу в залишках моделі ACF1 вимірює ступінь залежності між сусідніми залишками в часовому ряді.

У нашому випадку ACF1 дорівнює -0.516515 для дріфтової моделі та -0.5723652. Це вказує на наявність помірної негативної автокореляції між сусідніми залишками, що свідчить про певний зв'язок між сусідніми залишками моделі, але цей зв'язок не є дуже сильним. Хоча у дріфтової моделі це значення нижче, тому ця модель є кращою.

На підставі аналізу різних моделей прогнозування для рівня продажів торгівельної компанії, ми можемо зробити наступні висновки:

1. Найкращою моделлю прогнозування є дрейфовий метод (Random walk with drift). Ця модель враховує наявний тренд у часовому ряді і забезпечує найкращу точність прогнозів з урахуванням цього тренду.
2. Модель ARIMA(0,1,0) також показав добрі результати, але трохи гірше за дрейфовий метод.
3. Метод експоненційного згладжування (ETS(A,N,N)) показала менш точні прогнози. Він використовує згладжування для прогнозування майбутніх значень.
4. Прості методи, такі як метод наївного прогнозу (Naive method), мали нижчу точність в порівнянні з більш складними моделями.

Отже, якщо ми шукаємо найкращу модель для прогнозування рівня продажів торгівельної компанії, то варто використовувати дрейфовий метод для найкращих результатів прогнозування. Для нашої компанії ми отримали такі результати, які наведені на рис. 3.25.

Forecasts:					
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
11	76.64729	58.29453	95.00005	48.57917	104.7154
12	83.30398	56.08244	110.52551	41.67223	124.9357
13	89.96067	55.13876	124.78257	36.70516	143.2162

Рисунок 3.25 Прогнозовані значення рівня продажів за допомогою дрейфового методу

Джерело: розроблено автором

З рис. 3.25 бачимо, що у 2023 році прогнозоване значення рівня продажів становить 76.64729 млн. грн. У 2024 році рівень продажів продовжить зростати і буде становити 83.30398 млн. грн. І у 2025 році продажі будуть становити 89.96067 млн. грн. Також для кожного майбутнього періоду розраховані довірчі інтервали 80% та 95%, що вказують на діапазон можливих значень рівня продажів з вірогідністю 80% і 95% відповідно.

ВИСНОВКИ

Прогнозування рівня продажів є важливим завданням для торгівельних компаній, оскільки дозволяє здійснювати ефективне планування ресурсів, оптимізувати управління запасами та розробляти стратегії розвитку бізнесу.

У даній роботі було проведено дослідження рівня продажів та застосовано різні методи прогнозування, зокрема дрефтовий метод, модель експоненціального згладжування (ETS), модель ARIMA та інші прості методи прогнозування. Порівняння цих методів показало, що найкращим для прогнозування рівня продажів є дрефтовий метод, який враховує наявний тренд в часовому ряді.

Отримані моделі прогнозування оцінені за допомогою різних критеріїв, таких як середня квадратична помилка (RMSE), середня абсолютна помилка (MAE) і т.д. Також були застосовані методи перевірки залишків на наявність білого шуму та їх стандартних відхилень. Дрефтовий метод показав найкращі значення цих критеріїв, що підтверджує його ефективність.

У свою чергу отримані результати підтверджують ефективність використання методів прогнозування на основі часових рядів для прогнозування рівня продажів. Вони можуть бути використані для планування запасів, управління виробництвом та прийняття стратегічних рішень в торгівельних компаніях.

Прогнозування недооцінки рівня продажів, тобто передбачення меншої кількості продажів, є більш перевагою для практичного використання, оскільки дозволяє зменшити ризик перевищення запасів та невикористаних ресурсів.

Наступним кроком для покращення точності прогнозування може бути використання більш складних моделей, які враховують екзогенні змінні та інші фактори. Додаткові дослідження в цьому напрямку можуть привести до отримання ще точніших прогнозів рівня продажів.

На підставі проведеного дослідження прогнозування рівня продажів за допомогою часових рядів, можна визначити наступні рекомендації та практичні кроки щодо використання результатів:

1. Для отримання більш точних прогнозів рекомендується періодично оновлювати модель прогнозування на основі найновіших даних. Це дозволить враховувати зміни у тенденціях, що сприятиме поліпшенню точності прогнозів.
2. Результати дослідження, зокрема точність прогнозів (RMSE, MAE), можуть бути використані для порівняння різних методів прогнозування та вибору найефективнішого для конкретної організації.
3. Враховуючи, що прогнозування рівня продажів є важливим для планування запасів, розробки маркетингових стратегій та прийняття рішень, рекомендується використовувати прогнози як основу для прийняття рішень. Однак, слід також враховувати інші фактори та контекст організації при прийнятті рішень.
4. Для подальшого використання прогнозів рекомендується моніторити їх точність та вчасно вносити корективи при необхідності. Зважаючи на змінність ринку та зміни у попиті, прогнози повинні оновлюватися та адаптовуватися для досягнення найкращих результатів.
5. Важливо також вести систематичний аналіз та оцінку точності прогнозів, порівнюючи їх з фактичними значеннями. Це дозволить виявити тенденції та вдосконалити методи прогнозування.

Загальною рекомендацією є постійна увага до оновлення та вдосконалення методів прогнозування, використання точних та надійних даних, а також врахування контексту та специфіки організації при прийнятті рішень на основі прогнозів.

Усі ці висновки базуються на проведеному дослідженні, аналізі даних та порівнянні різних методів прогнозування. Вони мають практичне значення і можуть бути використані для підвищення ефективності управління продажами та планування ресурсів в торгівельних компаніях.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Колісник М. Прогноз продажів компанії в часи сприятливі й не дуже. Журнал «Управління фінансами». *Журнал «Управління фінансами»*. URL: <https://e.fina.ua.com/upravlinnya-finansami-2020-12/prognoz-prodazhiv-kompanii-v-chasi-spriyatlivi-y-ne-duzhe> (дата звернення: 14.05.2023).
2. Дячун О. Д. Прогнозування продажу та його методи в системі управління підприємством. *Сучасні соціально-економічні проблеми теорії та практики розвитку економічних систем: колективна монографія*. 2016. С. 129–150. URL: https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/21275/2/SSEP_2016_Diachun_O_D-Prohnozuvannia_prodazhu_129-150.pdf (дата звернення: 14.05.2023).
3. Gustriansyah R., Ermatita E., Palupi Rini D. An approach for sales forecasting. *Expert Systems with Applications*. 2022. Т. 207. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417422012556> (accessed: 20.05.2023).
4. Spiro Rosann, Stanton J. William, Rich A. Greg. Management of a sales force. 2008
5. Фрідмен М. How to Create an Effective Sales Forecast. Business News Daily. URL: <https://www.businessnewsdaily.com/15982-create-sales-forecast.html> (accessed: 20.05.2023)
6. Staff S. What Is Sales Forecasting. Definition. TrackMaven. Skyword. URL: <https://www.skyword.com/marketing-dictionary/sales-forecasting/> (accessed: 20.05.2023)
7. Sales Forecasting: Meaning, Importance and Methods. Essays, Research Papers and Articles on Business Management. URL: <https://www.businessmanagementideas.com/sales/forecasting-sales/sales-forecasting-meaning-importance-and-methods/7122> (accessed: 15.05.2023).
8. Обсяг продажів - що це, визначення та поняття. Economy-Wiki.com. Economy-Pedia.com. URL: <https://uk.economy-pedia.com/11040238-turnover> (дата звернення: 16.05.2023).

9. Обсяг продажів: що це, як його розрахувати, приклади. Warbletoncouncil.
URL: <https://uk.warbletoncouncil.org/volumen-de-ventas-8948> (дата звернення: 16.05.2023).
10. Прогнозування. Wiki ТНТУ. URL: <https://wiki.tntu.edu.ua/Прогнозування> (дата звернення: 17.05.2023).
11. Зміст, основні поняття і предмет курсу. Бібліотека BukLib.net.
URL: <https://buklib.net/books/27070/> (дата звернення: 17.05.2023).
12. Економіко-математичні методи і моделі: практикум / Білик Т. О., Великоіваненко Г. І., Водзянова Н. К., Волощук С. Д., Матвійчук А. В., Савіна С. С., Шатарська І. Ф. – К. : КНЕУ, 2014.– 220 с
13. Лисюк О. М., Рум'янцева К. Є. Особливості прогнозування продажу товару.
URL: <http://dspace.wunu.edu.ua/bitstream/316497/10825/1/Документ%20Microsoft%20Office%20Word.pdf> (дата звернення: 17.05.2023).
14. Як збільшити продажі на підприємстві. Робибізнес. URL: <https://xn--90aamhd6acpq0s.xn--j1amh/teoriya/yak-zbilshyty-prodazhi-na-pidpriumstvi/> (дата звернення: 17.05.2023).
15. What is Time Series? Why we Need Time Series. EDUCBA.
URL: <https://www.educba.com/what-is-time-series/> (accessed: 17.05.2023).
16. Солодка Д. М. Поняття часового ряду, його пам'яті в технічному аналізі. *Наука і молодь. Гуманітарна серія*. С. 35–38.
17. Gupta A. (Complete Guide) Time Series Analysis: Types & Examples. Simplilearn. *Simplilearn.com*.
URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/statistics-tutorial/what-is-time-series-analysis> (accessed: 17.05.2023).
18. What is Time Series Data. Definition, Examples, Types & Uses. *InfluxData*.
URL: <https://www.influxdata.com/what-is-time-series-data/> (accessed: 18.05.2023).
19. Часовий ряд. Види часових рядів. Основні правила побудови. *ebib.pp.ua*.
URL: <http://ebib.pp.ua/vremennoy-ryad-vidyi-vremennyih-ryadov-7564.html> (дата звернення: 18.05.2023).

20. Time Series Analysis: Definition, Types, Techniques, and When It's Used. *Tableau*.
URL: <https://www.tableau.com/learn/articles/time-series-analysis#definition> (accessed: 18.05.2023).
21. Importance of Time Series Analysis in Data Science. *Customer-Centric Business*.
URL: <https://customerthink.com/importance-of-time-series-analysis-in-data-science/> (accessed: 18.05.2023).
22. Time Series Analysis for Better Decision Making in Business. *Outsource Market Research Services / Research Optimus*.
URL: <https://www.researchoptimus.com/article/what-is-time-series-analysis.php> (accessed: 18.05.2023).
23. Time Series Analysis and Forecasting. Data-Driven Insights. *Analytics Vidhya*.
URL: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/a-comprehensive-guide-to-time-series-analysis/#What_Is_Time_Series_Analysis (accessed: 19.05.2023).
24. Часові ряди та що з ними робити. Гайд для початківців. Dou.ua. URL: <https://dou.ua/forums/topic/40751/> (дата звернення: 19.05.2023).
25. Hayes A. What Is a Time Series and How Is It Used to Analyze Data. *Investopedia*.
URL: <https://www.investopedia.com/terms/t/timeseries.asp> (accessed: 18.05.2023)
26. Юрченко М. Є. Прогнозування та аналіз часових рядів, 2018. 88 с.
URL: <http://ir.stu.cn.ua/bitstream/handle/123456789/16992/Прогнозув.%20та%20аналіз%20часових%20рядів.pdf?sequence=1&isAllowed=y> (дата звернення: 19.05.2023).
27. Офіційний сайт «Сільпо». *Офіційний сайт «Сільпо»*.
URL: <https://silpo.ua/stores> (дата звернення: 19.05.2023).
28. ТОВ «Сільпо-Фуд» Звіт про управління за 2021 рік.
URL: https://content.silpo.ua/uploads/2022/10/06/633e8b138437a.pdf?_ga=2.110895238.246595012.1685557533-231574846.1683128882 (дата звернення: 19.05.2023).
29. Сільпо. *Fozzy Group*. URL: https://www.fozzy.ua/ua/retail_chains/silpo/ (дата звернення: 19.05.2023).

30. ARIMA. Прогнозування часових рядів. CaseWare Ukraine. IDEA. *CaseWare Ukraine*. URL: <https://idea.caseware.com.ua/2020/07/30/arima/> (дата звернення: 20.05.2023).
31. Курс долара НБУ на 27 липня 2016 - Архив курсов НБУ. Мінфін - все про фінанси: новини, курси валют, банки. URL: <https://minfin.com.ua/ua/currency/nbu/usd/2016-07-27/> (дата звернення: 20.05.2023).