

Міністерство освіти та науки України
Львівський національний університет імені Івана Франка
Механіко-математичний факультет
Кафедра математичної економіки, економетрики, фінансової та актуарної
математики

Магістерська кваліфікаційна робота
**Прогнозування фінансових ринків за допомогою ARMA
моделей**

Виконав
студент групи МТФ – 61
спеціальності 111 – Актуарна
та фінансова математика
Фальчик Роман Васильович
Науковий керівник
канд. ф.-м. н., доц. Вус А. Я.

Львів – 2021

ЗМІСТ

ВСТУП	4
1. ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ	5
1.1 Загальні відомості	5
1.2. Цілі та актуальність дослідження	7
2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ	9
3. ОСНОВНІ МЕТОДИ	11
3.1. АСF та PАСF	12
3.2. Стаціонарність	12
3.3. Моделі ARIMA	13
3.4. Моделі ARCH/GARCH	16
4. МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ	18
5. РЕЗУЛЬТАТИ І ОБГОВОРЕННЯ	20
5.1 . Аналіз даних	20
5.2 Моделі ARIMA	22
5.3 Прогноз викидів із вибірки	27
5.4 Моделі ARCH	28
6. ВИСНОВКИ	33
7. ПЕРСПЕКТИВИ ЗАСТОСУВАННЯ	35
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ	36
ДОДАТКИ	37

Список абрєвіатур

ACF	Auto Correlation Function (автокореляційна функція))
AI	Artificial Intelligence (штучний інтелект)
AIC	Akaike Information Criterion (інформаційний критерій Акайке)
AR	Autoregressive (модель авторегресії)
ARCH	Autoregressive Conditionally Heteroscedastic (авторегресивна умовно-гетероскедастична модель)
ARMA	Autoregressive moving-average model (модель авторегресії та ковзного середнього)
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average (модель авторегресії та інтегрованого ковзного середнього)
DF	Degree of Freedom (ступінь свободи)
GARCH	Generalized Autoregressive Conditionally Heteroscedastic (узагальнена авто регресивна умовно-гетероскедастична модель)
JB	Jarque-Bera (Жарке-Бера)
MA	Moving Average (ковзне середнє)
PACF	Partial Auto Correlation Function (функція часткової автоматичної кореляції)
RMSE	Root Mean-square Error (середньоквадратична похибка)

ВСТУП

Прогнозування прибутковості акцій є найважливішою темою у дослідженні фінансів, економетрики та академічних досліджень і включає поглиблене дослідження часових рядів. Ця магістерська робота спрямована на вивчення фінансових показників АТБ-Маркет і на основі яких можна передбачати поведінку майбутнього стану обсягів з використанням кількох різних методів прогнозування.

При аналізі часових рядів у багатьох ситуаціях використовуються моделі ARIMA, які зазвичай дають хороші результати; проте, визначення того, яка модель найкраще підходить для даних, необхідно перевірити інші моделі. З урахуванням високого ступеня мінливості даних та обліку економічного стану країни, що є об'єктом аналізу, необхідно розглянути інші методи, особливо авторегресивну умовно-гетероскедастичну модель ARCH.

Ці методи використовуються для прогнозування даних про фондові ринки в усьому світі. Точне прогнозування надає переваги компаніям, які роблять такі прогнози, та приносить безпосередню користь зацікавленим сторонам, оскільки воно забезпечує достатню інформацію для прийняття більш обґрунтованих рішень на майбутнє.

1. ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

1.1 Загальні відомості

Вивчення часових рядів було розроблено в багатьох областях, таких як фізика, інженерна справа, антропология і т.д. Проте за останні роки, увага багатьох дослідників у цій галузі зосереджена на вивчення фінансових часових рядів. Причини цього явища є легко зрозумілими, це масивна економічна криза на великих ринках, таких як США та Європа. У цих рамках першочергового значення набуває поглиблене вивчення економічних (фінансових) часових рядів, особливо тих, які пов'язані з моделюванням та статистичним аналізом економіки.

Оскільки розуміння та прогнозування майбутніх умов мають вирішальне значення, для прогнозування прибутковості фондового ринку використовуються лінійні методи прогнозування. Такі методи, називають ARIMA, які зазвичай дають хороші результати для областей застосування. Разом з тим, що стосується часових рядів фінансових даних, їх необхідно ретельно вивчити, оскільки в більшості випадків, вони не є найкращими моделями для розуміння минулого з метою прогнозування майбутнього. В галузі прогнозування фінансові ринки розглядаються особливо у зв'язку з нестійкістю, яка відбувається через те, що фінансові ринки не дотримуються певної схеми і, як правило, характеризуються значною мінливістю в часі з різних причин. Звідси впливає основна причина для розробки інших методів, таких як моделі ARCH (сімейство моделей умовно для моделювання часових рядів, щоб передбачити майбутню поведінку прибутку) та їх похідні. Гетероскедастичність у статистичних термінах можна визначити як статистичний феномен, у якому спостереження демонструють різні відхилення у часі, і він ідеально вписується у поведінку фінансових рядів.

Хоча дані про фінансовий ринок є нестабільними, лінійні моделі також випробовуються, оскільки деякі компанії можуть представляти більш стабільні часові лави, а гетероскедастичні моделі не дають кращих результатів. Після ретельного вивчення поведінки кожного часового ряду та на основі результатів кожної моделі, обреруться кращі моделі та буде зроблено висновок.

Прогнозування цін на акції є популярною та важливою темою у фінансових та академічних дослідженнях через низку факторів, які можуть впливати на поведінку ряду в часі. Висока волатильність (показник, який характеризує тенденції зміни ринкових цін і доходів впродовж певного часу) є однією з основних характеристик таких тимчасових рядів, і це явище може виникати з кількох причин:

- ринкові фактори;
- економічні умови;
- політичний сценарій;
- фінансова криза;
- війна.

Через перелічені вище фактори прогнозування даних, стосовно фінансових ринків, ускладнюється. Для вирішення цієї задачі можна використовувати кілька методів, але не всі з них дадуть ефективні результати.

В дослідженнях для даних із меншою волатильністю розглядається метод ARIMA. Цей метод був введений Боксом і Дженкінсом, та розроблений як систематичний клас моделей, які називаються авторегресивними інтегрованими моделями ковзного середнього (ARIMA), і слугує для обробки динамічно корельованого моделювання та прогнозування. У певних областях застосування цей метод досить зручний для опису явищ та складання втішних прогнозів. Однак метою цього дослідження є необхідність випробувати інші методи через згадані причини, і використовувати їх для порівняння результатів. Фінансові ринки в основному прогножуються за допомогою інших моделей, але ARIMA гарантує певну достовірність, і за допомогою цього методу отримуємо досить хороші результати з даного класу моделей. Модель ARIMA зручна у застосуванні якщо дані не характеризуються високою волатильністю, що не є звичним, але можливо.

Одна з проблем під час аналізу часових рядів фінансових даних полягає у прогнозуванні нестійкості майбутніх доходів. Для вирішення цих проблем були розроблені такі моделі, як ARCH та GARCH та стохастичні моделі волатильності.

1.2. Цілі та актуальність дослідження

Основна мета дослідження полягає у виявленні найкращих методів прогнозування на фондовому ринку. Що стосується моделей, то один з основних моментів полягає в тому, що різні моделі можуть застосовуватися в залежності від діяльності компанії, оскільки мінливість залежить від стабільності ринку, до якого належить компанія. З урахуванням загальних кроків розробки прогнозів на наведеному нижче рисунку коротко описуються такі кроки:

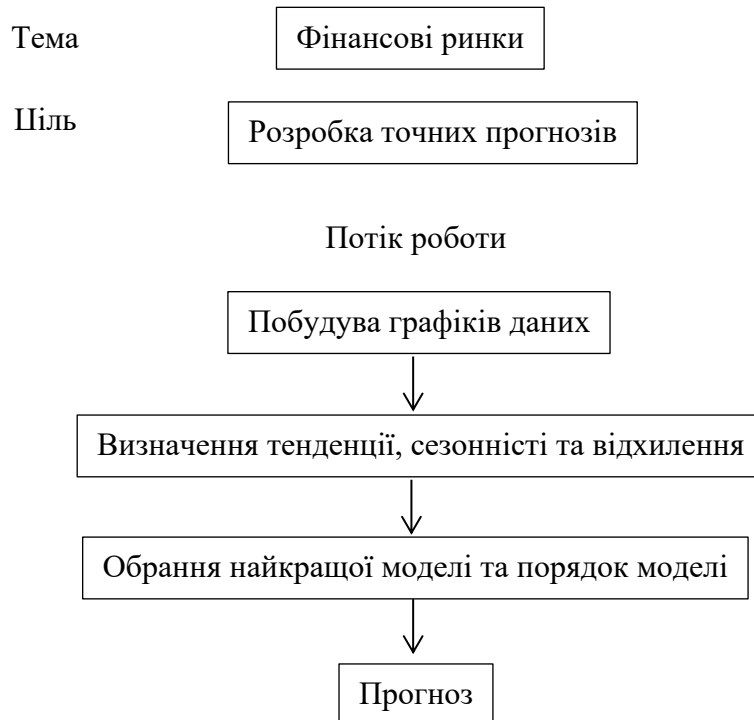


Рисунок 1.1. Процес

Процес складання блок-схем є загальною процедурою для прийняття рішень щодо моделі. На кожному етапі необхідно ухвалювати деякі рішення. Наприклад, на першому етапі графік часових рядів показує, чи вони постійні, а також виявляє тренди та сезонність. Вся інформація визначена на графіках, і вона допомагає визначити порядок моделі.

Основне питання, яке нас цікавить: Який із методів прогнозування дає кращі результати стосовно фінансових часових рядів?

Щоб відповісти на це запитання, необхідно вирішити заздалегідь деякі питання, такі, як визначити часовий проміжок. Ідея полягає в тому, щоб почати

аналізувати щотижневі дані за 2016 рік, а потім вивчити поведінку часового ряду до 2021 року.

Визначення аналізу даних, у фінансових часових рядах це досить складно. Особливо якщо розглядається певне значення як викид через волатильність. Те саме стосується сезонності та тенденцій.

Після прийняття рішень, що стосуються часових рамок, та рішень, пов'язаних з аналітичним аналізом, необхідно ухвалити рішення щодо моделі. Стосовно фінансових ринків необхідно ретельно проаналізувати всі ряди даних, оскільки одна і та ж модель не підходить для всіх часових рядів, що вивчаються. Першим методом буде ARIMA, але у всіх випадках також будуть протестовані гетероскедастичні моделі (ARCH). оскільки вони найбільш рекомендовані для дослідження. Хоча практичний досвід показує, що гетероскедастичні моделі дають кращі результати, ніж ті, які були проаналізовані та зіставлені.

У таблиці нижче наведено підсумки, виявлені до цих пір.

Таблиця 1.1 Резюме питань

Питання, яке належить визначити	Відповіді
Часові рамки	Щотижневі дані з 2016 до 2021 року.
Тренди, сезонні коливання та різкі відхилення	Кожен випадок аналізуватиметься індивідуально з урахуванням особливостей даних.
Найкраща модель для даних	Буде випробувано декілька моделей (ARIMA та ARCH).

Актуальність дослідження пов'язана з якістю прогнозів, оскільки інформація про те, яка теоретична модель краще підходить для даних фінансового ринку, може допомагати інвесторам приймати ефективніші рішення; крім того, вони можуть допомагати компаніям, оскільки компанії часто інвестують в інші компанії для отримання прибутку.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Бокс і Дженкінс опублікували моделі ARIMA у 1976 році, і це, безперечно, стало початком нової системи прогнозування. Цей метод широко відомий як методологія Бокса-Дженкінса, але технічно названо метод ARIMA. Акцент робиться не на побудові рівнянь або систем рівнянь, а на аналізі ймовірнісних чи стохастичних властивостей економічних рядів. Моделі ARIMA не були розроблені на основі економічної теорії, яка зазвичай ґрунтується на моделях системи рівнянь. Тому модель іноді називають атеоретичною моделлю.

Численні дослідження були проведені з багатьох дисциплін або предметів, які використовують методологію ARIMA для прогнозування майбутнього значення (значень) даної змінної. В даний час багато досліджень використовують методологію ARIMA для прогнозування змінних, для фінансової системи цей метод ще користніший. Дослідження доводить, що ARIMA є дуже надійною моделлю, і ефективною в короткостроковій перспективі, що є консенсусом для такого типу моделей. Що стосується системи фінансових ринків, де прогнози у багатьох ситуаціях мають бути орієнтовані на короткострокову перспективу, то ці моделі дуже ефективні та довели свою спроможність.

Хоча ці моделі дуже ефективні і використовуються в інших областях, крім фінансів, вони дають вагому підставу вважати, що майбутні значення даних лінійно залежать від поточних і минулих значень даних. Той факт, що метод робить такі припущення, є корисним для деяких проблем, але в практичному плані не допомагає в ситуаціях, коли припущення хибні. Дана модель є надзвичайно надійною, вона має обмеження, і в конкретних ситуаціях розглядаються інші моделі для прогнозування.

Щодо характеристик фінансових часових рядів, то моделі ARIMA не завжди будуть оптимальними для прогнозування. Тому використовують ARCH/GARCH клас моделей для вирішення питань, з якими моделі ARIMA не здатні впоратися. По суті моделі ARCH оцінюють волатильність як функцію минулої волатильності, показаної в часових рядах.

Регресійна модель ARCH має багато характеристик, які роблять її привабливою для економетричних застосувань. В моделі ARCH базисна дисперсія прогнозу з часом змінюється і робить на основі минулих помилок прогнозування..

Так звана модель авторегресивної гетероскедастичності (ARCH), розроблена Енгле, є зручною. Як припускає назва, гетероскедастичність або нерівна дисперсія має авторегресивну структуру в тому, що гетероскедастичність, що спостерігається протягом різних періодів, є автокорельована. Таким чином, дослідження Енглі (1982), запропоноване для моделювання мінливої за часом умовної дисперсії, за допомогою застосування процесу авторегресивної умовної гетероскедастичності (ARCH), в основному фіксуватиме динамічну поведінку умовної дисперсії.

У багатьох дослідженнях методи ARCH перевершують інші методи, які є на озброєнні, але ці методи залежать від ринку та характеристик часових рядів. На відміну від моделей ARIMA, моделі ARCH були розроблені на основі класичних регресійних припущень.

Враховуючи модель, представлену Енгелем, Боллерслев представив узагальнену модель ARCH, названу моделлю GARCH. У цій моделі умовна дисперсія залежить не тільки від періоду обурення попереднього періоду, а й від обумовленої дисперсії попереднього періоду, яка широко використовується. Акгірей (1989) - перший дослідник, який використовував модель GARCH для прогнозування волатильності, і він продемонстрував, що GARCH дає кращі прогнози, ніж більшість інших методів прогнозування, таких як Random Walk (RW), Historical Mean (HM), Moving Average (MA), та експоненційне згладжування (ES) при застосуванні до щомісячних даних фондового ринку США .

Моделі GARCH призначені для пояснення регулярності коливань часових рядів, і вони виявляються перспективними в описах мінливості фінансових даних, додаючи широкий діапазон теоретичної та практичної цінності . У цій роботі модель була використана для прогнозування ринку в Україні. Вона досягла найкращих показників серед кількох моделей.

3. ОСНОВНІ МЕТОДИ

На початковому етапі важливо визначити часові ряди, краще зрозуміти концепцію і, як наслідок, забезпечити ширше застосування моделей. Часовий ряд можна визначити як набір випадкових змінних, що індексуються відповідно до порядку їх отримання у часі. Основна мета аналізу часових рядів полягає у розробці математичних моделей, що забезпечують правдоподібний опис вибіркового даних. У контексті аналізу часових рядів можна використовувати кілька методів для розуміння того, як дані поведуться в часі, і для складання прогнозів. В рамках цієї роботи буде випробувано та вивчено декілька моделей, зокрема моделі ARIMA та ARCH/GARCH, з приділенням особливої уваги моделям ARIMA.

При аналізі часових рядів необхідно слідувати деяким важливим крокам. Одним із перших та найважливіших аспектів є побудова даних на графіку (на початку). Таким чином, видно особливості, що стосуються часових рядів, і є краще зрозумілим характер даних, що розглядаються. На графіку можна виявити наявність певного тренду, та побачити стрибки вниз або вгору зі зміною часу. Ще важливий аспект є наявність сезонності, який означає повторення тенденцій у часі. Цей аспект має важливе значення для різних методів прогнозування, оскільки деякі з них не в змозі впоратися із сезонністю, і тому їх необхідно виключити до початку процедури прогнозування. Поява значень, що різко відхиляються, має особливо важливе значення в регресійних моделях і змінює ефективність моделі. Дисперсія також повинна бути проаналізована, щоб зрозуміти, чи змінюються дані з плином часу, або дисперсія є постійною, що іноді важко визначити, тільки при розгляді графіка.

Нормальність даних має бути перевірена перед моделюванням, оскільки це не можливо, просто глянувши на гістограму, інший спосіб перевірки – це застосувати тест Жарке-Бера, який є тестом на нормальність.

$$JB = n \frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24}$$

де n - розмір вибірки, S - коефіцієнт асиметричності і K - коефіцієнт ексцесу. Для нормально розподілених даних $S = 0$ і $K = 3$. У цьому випадку значення JB

дорівнює 0. Згідно з нульовим припущенням, що дані розподілені нормально, Жарк і Бера показали, що тест JB асимптотично слідує розподілу Хі-квадрат в даному рівнянні.

3.1. ACF та PACF

Ще однією важливою концепцією до визначення моделей є визначення функції автокореляції (ACF) та функції часткової автокореляції (PACF).

ACF визначається як:

$$\rho(s, t) = \frac{\gamma(s, t)}{\sqrt{\gamma(s, s)\gamma(t, t)}}$$

ACF вимірює лінійну передбачуваність рядів у часі t , оскільки x_t , використовує лише значення x_s .

Функція часткової автокореляції дає часткову кореляцію стаціонарного часового ряду з його власними значеннями, що регресують значення часового ряду на всіх коротких етапах. Він контрастує з функцією автокореляції, яка керує іншими лагами.

У випадку часткова кореляція є умовною кореляцією. Це кореляція між двома змінними при припущенні, що ми знаємо і розглянемо значення деякої іншої множини. Змінні під час розгляду регресії, де x_1 , x_2 і x_3 є прогнозні змінні. У цьому сценарії часткова кореляція між змінними y та x_3 є кореляцією між змінними, яка визначається з урахуванням того, що обидві змінні x_1 та x_2 залежні.

Математично зображається як:

$$\frac{\text{Covariance}(y, x_3 | x_1, x_2)}{\sqrt{\text{Variance}(y | x_1, x_2) \text{Variance}(x_3 | x_1, x_2)}}$$

3.2. Стаціонарність

Стаціонарність є ще однією концепцією, яка має вирішальне значення під час моделювання даних. Стаціонарні часові ряди мають постійне середнє значення та дисперсію у часі. У широкому сенсі вважається, що стохастичний процес є стаціонарним, якщо його середнє значення та дисперсія є постійними в часі, і

величина коваріації між двома періодами залежить тільки від лага між двома періодами часу, а не від фактичного моменту, в якому розраховується коваріація. Вважається, що часові ряди залишаються незмінними, якщо відсутні систематичних змін у часі(немає тренду), якщо немає систематичних змін у дисперсії і якщо тимчасові варіації були усунені.

Важливо відзначити, що дані для аналізу часових рядів мають бути стаціонарними. Існують різні тести для діагностики стаціонарності. Наприклад розширений тест Дікі Фуллера (ADF). Якщо дані незмінні, ми продовжуємо, якщо ні, ми змінюємо їх таробимо стаціонарними. Випробування полягає в оцінці наступного рівняння:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \mu_t$$

Число запізнілих різниць, що підлягають включенню, визначається емпіричним шляхом. Ідея полягає в тому, щоб включити достатню кількість умов в рівняння, яке наведено вище, не були пов'язані.

3.3. Моделі ARIMA

У дослідженні проаналізованими будуть моделі ARIMA, які включають авторегресивні методи і інтегровані методи ковзних середніх.

Моделі були введені в 1976 році і засновані на оцінці залежної змінної у від функції лага змінної у. Оскільки більшість економічних/фінансових часових рядів є стаціонарними, застосування моделей ARIMA вимагає перетворення змінних. ACF та PACF повинні бути проаналізовані у поєднанні, щоб визначити порядок моделі, а саме мінімізувати AIC, який є методом вимірювання якості моделі.

Спочатку ми повинні ввести члени рівняння моделей AR (Autoregressive) та MA (Moving Average), щоб краще зрозуміти моделі.

Моделі AR

Авторегресивні моделі засновані на ідеї, що поточне значення ряду пояснюють як функцію попередніх значень. Це визначається за допомогою рівняння:

$$X_t = \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \dots + \Phi_\rho X_{t-\rho} + \varepsilon_t$$

де X_t – спостереження за час t , Φ_ρ – параметр моделі AR, ε порядком моделі і виявляє помилку.

Моделі МА

Як альтернатива авторегресійній моделі, де ліва частина рівняння вважається лінійною комбінацією, модель ковзного середнього порядку q (скорочено МА(q)), передбачає, що рівняння лінійно комбінується для отримання даних. Це представлено наступним чином:

$$\chi_t = \omega_t + \theta_1 \omega_{t-1} + \theta_2 \omega_{t-2} + \dots + \theta_q \omega_{t-q}$$

де q - лаг в МА, і $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ - параметри.

Моделі ARMA

Разом дві попередні моделі утворюють модель ARMA. Вони представлені математично наступним чином:

$$X_t = \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_\rho X_{t-\rho} + \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q}$$

Ці моделі не підходять для моделювання нелінійних даних. Тим не менш, вони важливі для розуміння стаціонарних часових рядів та авторегресивних моделей.

У наведеній нижче таблиці показано порядок дій при моделюванні з використанням моделей ARIMA:

Таблиця 3.1. Порядок дій для моделей ARIMA

Крок	Покрокова дія
1	Аналіз рядів для стаціонарних даних. Аналіз ACP та PACF та проведення тесту одиничного кореня.
2	Якщо модель не стаціонарна, необхідно зробити її стаціонарною.
3	Визначити модель AR, MA чи ARIMA.
4	Оцінка моделі.
5	Аналіз результатів.
6	Прогноз використання моделі.

Що ж до пунктів у таблиці, слід зазначити, що з оцінки порядку слідування моделі необхідно проаналізувати ACF і PACF. У наведеній нижче таблиці показано теоретичну структуру ACF і PACF:

Таблиця 3.2. Теоретичні моделі ACF і PACF

Теоретичні моделі ACF і PACF		
Тип моделі	Типова модель ACF	Типова модель PACF
AR (p)	Експоненційний розподіл або синусоїдна структура, або одночасно	Значні стрибки через лаги p
MA (q)	Значні стрибки через лаги q	Знижується в геометричній прогресії
ARMA (p,q)	Експоненційний розподіл	Експоненційний розподіл

Ще одна важлива деталь впливає на результати моделі, які вивчають виявлення білого шуму. Якщо це так, то попередня модель є наближеною до основного стохастичного процесу. Якщо ні, процес починається заново. Тому метод Бокса-Дженкінса є ітеративним.

Як згадувалося вище, одним із методів оцінки моделі є інформаційний критерій Акайке, який математично виглядає так:

$$\ln AIC = \left(\frac{2K}{N}\right) + \ln\left(\frac{RSS}{n}\right)$$

де k – число регресорів, n – число спостережень, а RSS – залишкова сума квадратів, яка є мірою розбіжності між даними та моделлю оцінки.

При порівнянні двох або більше моделей розглядається модель із найнижчою AIC. Модель виявляє помилку у дисперсії, яка є пропорційною числу параметрів.

Нарешті аналіз результатів вимагає спеціального тесту, який називається тест Льюнга-Бокса. Результати мають бути незалежними одні від одних. Значення p

випробування покаже, чи результати є незалежними чи ні. Нульова гіпотеза цього тесту стверджує, що залишки не корелюються.

Формула випробувань Льюнга-Бокса визначають як:

$$Q' = T(T + 2) \sum_{h=1}^N \frac{\rho^2(h)}{T - h} \sim \chi_N^2$$

де T – розмір вибірки, ρ^2 – кореляція між вибірками при лаг h і N – число лаг, що випробовуються.

З урахуванням того, що прогноз, заснований на відсутності спроб, для оцінки здатності моделі до прогнозування можуть виявитися корисними й інші заходи. У цьому випадку варто уявити кореневу середньоквадратичну помилку (RMSE).

RMSE часто використовується як показник різниці між значеннями, що спостерігаються і прогнозуються, та є високоефективним для вимірювання точності моделі. Хоча граничне значення важко визначити, цю похибку ми повинні враховувати. Її визначають так:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Observed - Predicted)^2}{N}}$$

де N – число спостережень та передбачених та фактичних значень моделі.

3.4. Моделі ARCH/GARCH

Моделі сімейства ARCH виникли у контексті високої волатильності. Вони використовуються в фінансових часових рядах через характеристики показників (висока дисперсія і волатильність). ARCH це авторегресивна умовно-гетероскедастична модель. Як випливає з назви, гетероскедастичність або нерівна дисперсія може мати авторегресивну структуру тому що гетероскедастичність спостерігається протягом різних періодів і є некорельована. По суті модель ARCH є моделлю мінливості в часових рядах.

Для того, щоб використовувати модель ARCH, необхідно провести тест, щоб переконатися, що часові ряди містять необхідні характеристики, які виправдовують

використання гетероскедастичних моделей. Якщо часовий ряд має середнє значення 0, модель ARCH записана наступним чином:

$$y_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

де, σ_t :

$$\sigma_t = \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2}$$

Модель ARCH(1,0) обумовлена дисперсією в момент t:

$$Var(y_t | y_{t-1}) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

Щоб проаналізувати модель, необхідно провести аналіз ACF і PACF, і після цього можна випробувати модель.

Моделі ARCH мають кілька варіантів із моменту їх розробки. Ці варіанти включають моделі GARCH, які є узагальненими авторегресивними умовними гетероскедастичними моделями. Найбільш популярна версія моделі – GARCH (1,1), і вона може бути математично написана як:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Моделі GARCH були представлені лише як варіанти ARCH. В рамках цього дослідження ці моделі не використовуватимуться.

4. МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ

Як зазначалося вище, основна мета дослідження полягає у поглибленому вивченні аналізу часових рядів, розумінні минулого та прогнозуванні майбутнього. Для досягнення більш високих результатів загалом вживаються такі заходи:

- визначення проблеми;
- збір інформації;
- аналіз розвідувальних даних;
- вибір найкращої моделі;
- оцінка результатів.

Визначення проблеми

Визначення проблеми є першим пунктом і важливо визначити всі етапи дослідження. Питання для цього дослідження стосується фондового ринку та фінансової сфери. Крім того, визначення проблеми допомагає також розділити питання:

- що розглядаються в дослідженні;
- які не повинні виходити за межі, запропоновані в дослідженні.

Збір інформації

У зв'язку з правовими питаннями всі дані щодо фінансових ринків повинні публікуватися. У цьому випадку всю інформацію, необхідну для розробки цього дослідження, можна знайти на веб-сайті Української фондової біржі та в багатьох інших інтернет-інструментах, присвячених вивченню цієї галузі.

Аналіз розвідувальних даних

Щоб зробити правильний вибір щодо моделі, необхідно провести ретельний аналітичний аналіз даних. В рамках цього дослідження необхідно розглянути та здійснити низку кроків, докладно викладених нижче:

- побудуйте початковий ряд;
- побудувати гістограму, щоб спробувати виявити деякі закономірності в даних;
- побудувати ACF та PACF;

- виконати всі необхідні тести, щоб переконатися, що моделювання дає найкращий результат.

Що стосується першого кроку, то необхідно скласти початкові дані, щоб спробувати виділити деякі важливі характеристики часових рядів, такі, як тренд, сезонність і виділити їх значення. У разі виявлення одного з цих аспектів ми маємо підходити до них належним чином; в іншому випадку моделі ARIMA не зможуть адаптуватися до даних. Інша необхідна нам інформація на основі першого кроку може розпізнати стаціонарність ряду. Останнім кроком є необхідність розробки деяких моделей прогнозування.

На гістограмі легко побачити, як дані розподілені, і це допомагає виявляти викиди даних.

ACF і PACF дозволять нам зрозуміти, чи є дані стаціонарними, а також дадуть нам уявлення про порядок породження моделей. Ця умова застосовується як до гомоскедатичних, так і до гетероскедатичних моделей.

Вибір найкращої моделі

Після проведення попереднього аналізу мають бути випробувані різні моделі. У контексті цього дослідження будуть випробувані моделі сімейств ARIMA та ARCH. На основі висновків цього аналізу буде обрано найкращу модель прогнозування.

Критерії будуть встановлені на основі поведінки часових рядів, оскільки наявність високої волатильності визначає, яка модель здатна краще прогнозувати.

Оцінка результатів

Оцінка буде проводитися з урахуванням результатів кожної моделі. Під час розгляду фінансових часових рядів необхідно перевірити моделі ARIMA та гетероскедатичність. Ефективність кожного типу моделі визначатиметься характеристиками часових рядів, які відображають поведінку ринку у період, який аналізується. У цьому сценарії обидві моделі є релевантними для дослідження, і результати можуть призвести до кількох наслідків, які допоможуть отримати більш значуще розуміння явищ, що вивчаються.

5. РЕЗУЛЬТАТИ І ОБГОВОРЕННЯ

5.1 . Аналіз даних

У цьому розділі представлені результати всіх методів, які використовуються для прогнозування даних, відібраних з цієї роботи. Насамперед важливо подати докладний аналітичний аналіз даних. Пізніше будуть представлені результати моделювання з використанням моделей ARIMA та ARCH, а також висновок про те, яка модель краще підходить для даних і, яка з них дає більш точні прогнози.

Щодо аналізу розвідданих, то компанії оцінюватимуться окремо. Хоча для кожної компанії використовувався той самий процес, графіки будуть наведені, оскільки найважливішим елементом є розподіл даних. На рисунку нижче показані статистичні дані компанії АТБ-Маркет, і з графіка і з статистичних даних, можна дійти до невтішного висновку. Розподіл даних вважається нерівномірним, оскільки стандартне відхилення не набуває великого значення. Дані, які мають кілька значень виділяються, це легко побачити. Щодо можливості нормального розподілу, то висновок полягає в тому, що розподіл не є нормальним. Для того, щоб дійти цього висновку, необхідно оцінити результати тесту Жарке-Бера.

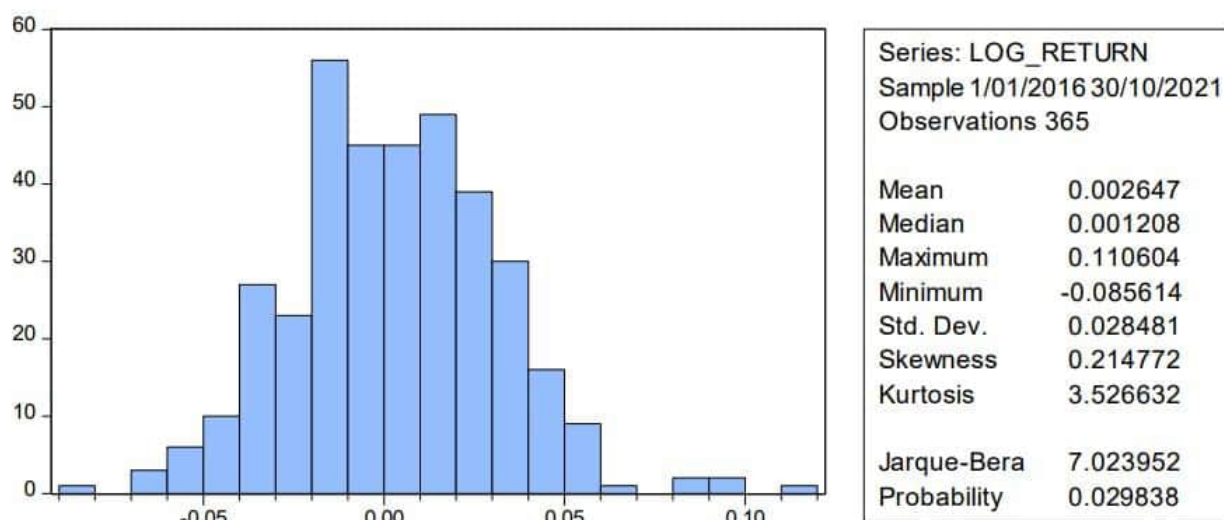


Рис. 5.1. Гістограма АТБ-Маркету

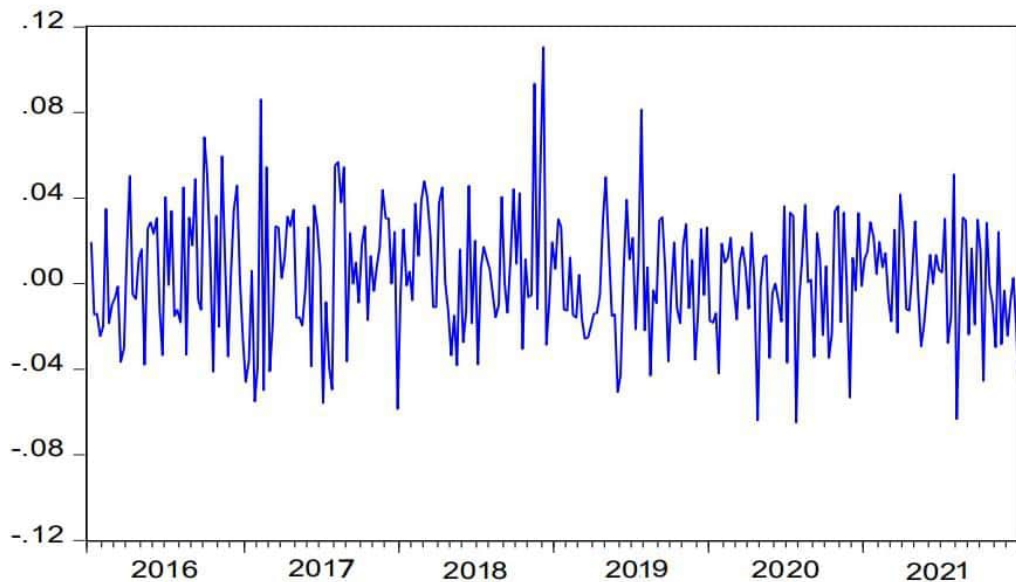


Рис. 5.2. Логарифми доходів АТБ-Маркет

Що стосується діаграми на рис.5.2, то можна зробити висновок про те, що дані не мають трендів та сезонності. Для визначення стаціонарності слід провести розширений тест Дікі-Фуллера. У цьому тесті нульова гіпотеза полягає в тому, що існує одиничний корінь, це означає, що дані не є стаціонарним. Альтернативна гіпотеза у тому, що немає одиничного кореня, і дані є стаціонарними.

Augumented Dickey Fuller test		
	t-statistic	Prob
Test Statistic	-19.66589	0.0000
Test Critical Values		
1%	-3.448111	
5%	-2.869263	
10%	-2.570952	

Рис. 5.3. Тест Дікі-Фуллера

На основі отриманих результатів можна зробити висновок про те, що ряди є стаціонарними, оскільки значення t-статистика нижче критичних значень. І тут ми відкидаємо нульову гіпотезу про наявність одиничного кореня.

У таблиці нижче наводиться резюме результатів щодо інших компаній, проаналізованих у дослідженні:

Таблиця 5.1. Підведення підсумків

	Компанії			
	ТМ «Рукавичка»	ТОВ «Сільпо- Фуд»	ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»	ТЗОВ «Наш край»
Особливості				
Дисперсія	Мале стандартне відхилення	Мале стандартне відхилення	Мале стандартне відхилення	Мале стандартне відхилення
Нормальний розподіл	Дані не розподілені нормально	Дані не розподілені нормально	Дані не розподілені нормально	Дані не розподілені нормально
Тренд/сезонність	Відсутність	Відсутність	Відсутність	Відсутність
ADF тест (стаціонарність)	Стаціонарний ряд	Стаціонарний ряд	Стаціонарний ряд	Стаціонарний ряд

5.2 Моделі ARIMA

Один з підходів, що пропагується в роботі Бокса і Дженкінса, розробляє систематичний клас моделей, які називаються авторегресивними інтегрованими моделями ковзного середнього (ARIMA), які слугують для обробки моделювання та прогнозування, що корелюється за часом. Розглядаючи ці моделі, одним з перших кроків є побудова часових рядів і спроба виявлення значень, трендів і сезонності, що різко виділяються.

Щодо цифр, то всі часові ряди є стаціонарними, що дозволяє розробляти моделі ARIMA. Моделі розроблятимуться з урахуванням оптимізації інформаційних критеріїв Акайке; інакше кажучи, для прогнозування будуть вибиратися моделі найнижчої АІС.

Перший крок, запропонований Боксом і Дженкінсом, ґрунтується на процедурах ідентифікації. Процес включає вибір правильних порядків моделі

ARIMA (p, d, q), і цей процес проводиться з урахуванням ACF та PACF для кожного випадку. Цей аналіз допоможе визначити порядок моделі.

Щодо ACF та PACF для компанії АТБ-Маркет:

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.0...	-0.0...	0.390...	0.53...
		2	-0.0...	-0.0...	0.708...	0.70...
		3	0.01...	0.01...	0.811...	0.84...
		4	-0.0...	-0.0...	3.004...	0.55...
		5	0.05...	0.05...	4.089...	0.53...
		6	0.03...	0.03...	4.682...	0.58...
		7	0.02...	0.02...	4.854...	0.67...
		8	-0.0...	-0.0...	4.971...	0.76...
		9	0.06...	0.07...	6.508...	0.68...
		10	-0.0...	-0.0...	6.542...	0.76...

Рис. 5.4. ACF та PACF

Визначення порядку моделей, заснованих тільки для ACF та PACF, може виявитися складним завданням, тому необхідно випробувати та зіставити декілька моделей, і на основі результатів цього аналізу буде обрано найкращу модель.

Model	LogL	AIC	BIC	HQ
(2,3)(0,0)	785.389062	-4.265146	-4.190353	-4.235422
(2,2)(0,0)	783.436900	-4.259928	-4.195820	-4.234451
(4,3)(0,0)	787.034241	-4.263201	-4.167039	-4.224985
(4,2)(0,0)	784.323837	-4.253829	-4.168352	-4.219859
(4,1)(0,0)	783.598447	-4.255334	-4.180541	-4.225610
(4,0)(0,0)	782.936103	-4.257184	-4.193076	-4.231707
(3,4)(0,0)	786.972686	-4.262864	-4.166702	-4.224648
(3,3)(0,0)	785.389207	-4.259667	-4.174190	-4.225697
(3,2)(0,0)	785.388923	-4.265145	-4.190352	-4.235421
(3,1)(0,0)	783.401738	-4.259736	-4.195628	-4.234258
(3,0)(0,0)	781.852206	-4.256724	-4.203301	-4.235493
(2,4)(0,0)	784.294407	-4.253668	-4.168191	-4.219698

Рис. 5.5. Порівняння моделей

Модель ARMA (2,3), яка ґрунтується на AIC, є кращою, оскільки AIC є найнижчими значеннями для цієї моделі. Враховуючи модель ARMA (2,3):

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.002650	0.001440	1.840332	0.0665
AR(1)	-1.935385	0.021360	-90.60847	0.0000
AR(2)	-0.941223	0.021937	-42.90485	0.0000
MA(1)	1.931799	0.904016	2.136909	0.0333
MA(2)	0.874134	0.782056	1.117738	0.2644
MA(3)	-0.063092	0.151017	-0.417780	0.6764
SIGMASQ	0.000784	0.000899	0.872011	0.3838
R-squared	0.031181	Mean dependent var	0.002647	
Adjusted R-squared	0.014944	S.D. dependent var	0.028481	
S.E. of regression	0.028267	Akaike info criterion	-4.265146	
Sum squared resid	0.286055	Schwarz criterion	-4.190353	
Log likelihood	785.3891	Hannan-Quinn criter.	-4.235422	
F-statistic	1.920360	Durbin-Watson stat	1.998939	
Prob(F-statistic)	0.076673			
Inverted AR Roots	-.97-.07i	-.97+.07i		
Inverted MA Roots	.06	-1.00-.07i	-1.00+.07i	

Рис. 5.6. ARMA модель

Незважаючи на те, що вона вважається кращою моделлю, заснованою на АІС, після подальшого аналізу бачимо, що не всі коефіцієнти статистично відрізняються від 0, і цей висновок можна зробити, розрахувавши співвідношення між кожним коефіцієнтом і стандартною помилкою.

Що стосується результатів, то в наведеній нижче таблиці показано, що вони є білим шумом, що є позитивним в моделі, оскільки з неї впливає, що в залишкових продуктах відсутня інформація, яка могла б бути корисною для моделі:

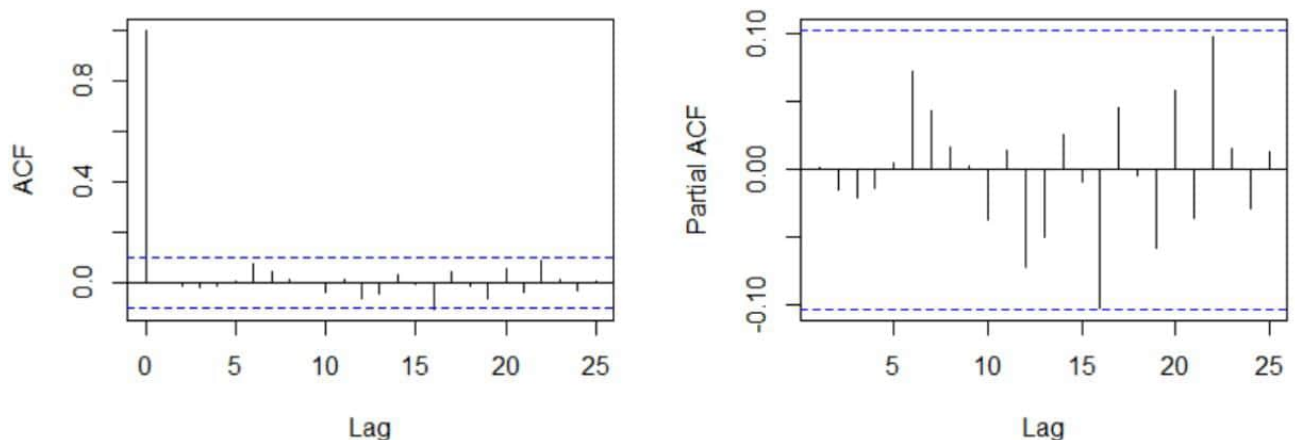


Рис. 5.7. Результати ACF і PACF для АТБ-Маркет

Ще одним важливим фактором, який слід враховувати, є незалежність залишків, що вимірюється за допомогою випробування Лjungга-Бокса, і з урахуванням високого значення p для цього випробування можна зробити висновок про те, що ці залишки не залежать один від одного:

Таблиця 5.2. Тест Лjungга-Бокса

Тест Лjungга-Бокса	
Значення p	0,5841

Щодо прогнозу для цієї моделі:

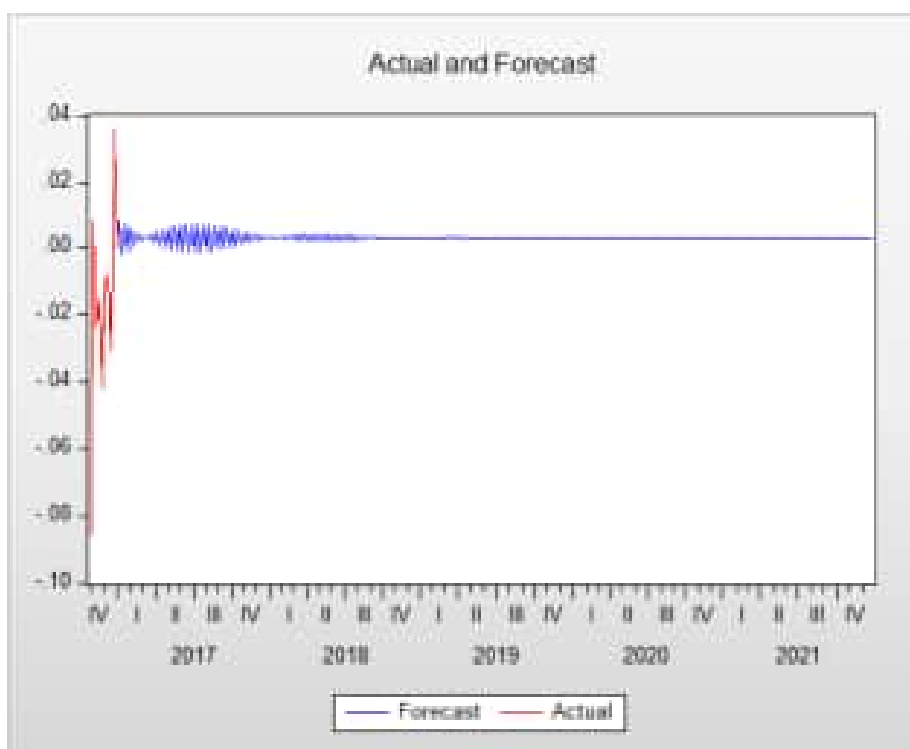


Рис. 5.8. Прогноз ARMA моделі

Як і очікувалося, у разі стаціонарної моделі прогноз зрештою зводиться до середнього і залишатиметься на цьому рівні протягом інших періодів. На наведеному вище графіку, як прогноз сходиться до середнього значення, робляться деякі прогнози.

У наведеній нижче таблиці показані узагальнені результати щодо інших проаналізованих компаній:

Таблиця 5.3. Підведення підсумків

	Компанії			
	ТМ «Рукавичка»	ТОВ «Сільпо- Фуд»	ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»	ТЗОВ «Наш край»
Особливості				
Краща модель	ARMA (3,3)	ARMA (3,3)	ARMA (4,4)	ARMA (3,3)
AIC	-2,742414	-3,591795	-3,526002	-2,537487
Результати	Білий шум	Білий шум	Білий шум	Білий шум
Тест Льонга- Бокса	Незалежні результати	Незалежні результати	Незалежні результати	Незалежні результати
Прогнози	Ефективний у короткостроковій перспективі, але в кінцевому підсумку зближується до середнього і залишається на цьому рівні протягом усіх періодів	Ефективний у короткостроковій перспективі, але в кінцевому підсумку зближується до середнього і залишається на цьому рівні протягом усіх періодів	Ефективний у короткостроковій перспективі, але в кінцевому підсумку зближується до середнього і залишається на цьому рівні протягом усіх періодів	Ефективний у короткостроковій перспективі, але в кінцевому підсумку зближується до середнього і залишається на цьому рівні протягом усіх періодів

5.3 Прогноз викидів із вибірки

З урахуванням представлених до цього часу результатів і для підтвердження того, що моделі, описані вище, є найбільш оптимальними для прогнозування, буде підготовлено прогноз викидів із вибірки. Порівняння добірок зразків дозволяє оцінити характеристики продуктивності моделі, які є важливими для практичного застосування.

У попередньому розділі було зроблено важливий висновок про модель, наприклад, про здатність моделей ARMA робити прогнози в короткостроковій перспективі. Таким чином, прогнозування на основі вибірки слід проводити з урахуванням короткострокової перспективи, щоб отримувати кращі результати. Період, який використовується для складання прогнозів, включає щотижневі дані за 2016-2021 роки. Що стосується компанії АТБ-Маркет:



Рис. 5.9. Прогноз поза вибіркою

Як показує графік, хоча дані розподілені навколо середнього значення, вони мають здатність робити прогнози в короткостроковій перспективі. Моделювання проводилося з урахуванням найкращої моделі для компанії ARMA (2,3), заснованої на AIC. Для цієї моделі RMSE була розрахована так:

Таблиця 5.4. RMSE

Компанія	Модель	RMSE
АТБ-Маркет	ARMA(2,3)	4,16745

Така сама процедура була прийнята для всіх інших компаній:

Таблиця 5.5. Підведення підсумків, прогноз поза вибіркою

	Компанії			
	ТМ «Рукавичка»	ТОВ «Сільпо- Фуд»	ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»	ТЗОВ «Наш край»
Особливості				
Модель	ARMA (3,3)	ARMA (3,3)	ARMA (4,4)	ARMA (3,3)
RMSE	-2,742414	-3,591795	-3,526002	-2,537487
Прогнозування	Зроблені прогнози зводяться до середнього впродовж короткого часу	Зроблені прогнози зводяться до середнього впродовж короткого часу	Зроблені прогнози зводяться до середнього впродовж короткого часу	Зроблені прогнози зводяться до середнього впродовж короткого часу

У таблиці узагальнено значення, засновані компанією. Були зіставлені інші моделі, а моделі таблиці є найкращими з урахуванням RMSE.

5.4 Моделі ARCH

ARCH (Autoregressive Conditionally Heteroscedastic) є моделлю для дисперсії часових рядів. Ця методологія була розроблена, зокрема, для вирішення проблем, пов'язаних із високою волатильністю економетрики та фінансування.

Мета цієї роботи полягає в тому, щоб зрозуміти, яка модель дає кращі результати з урахуванням фінансових часових рядів на українському фондовому ринку, і хоча моделі ARCH вважаються особливо привабливими при роботі з фінансовими часовими рядами, вони можуть бути не найкращими в кожному випадку.

Моделі ARCH/GARCH будуть виконані для кожної компанії для порівняння результатів, і після повного аналізу результати будуть зіставлені з результатами моделювання ARMA.

Перший крок модель має бути запущена. За допомогою цієї процедури ми зможемо проаналізувати результати та визначити, чи підходять вони для аналізу моделі сімейства ARCH. Ми повинні підтвердити наявність гетероскедастичності в рядах даних перед тим, як перейти до моделювання, і це може бути досягнуто за допомогою тесту ARCH. Ціни на фінансові активи, виражені в рядах індексів запасів або інших даних з високою частотою, часто виявляються в ознаках, за якими зазвичай йдуть значні коливання, за якими йдуть інші значні коливання, і невеликі коливання, за якими, як правило, йдуть ще більш незначні коливання- це називається ефектом ARCH.

На додаток до результатів аналізу компанії АТБ-Маркет:

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.002647	0.001491	1.775585	0.0766
R-squared	0.000000	Mean dependent var		0.002647
Adjusted R-squared	0.000000	S.D. dependent var		0.028481
S.E. of regression	0.028481	Akaike info criterion		-4.276435
Sum squared resid	0.295261	Schwarz criterion		-4.265751
Log likelihood	781.4495	Hannan-Quinn criter.		-4.272189
Durbin-Watson stat	2.064213			

Рис. 5.10. Результати регресії

Моделі ARCH спеціально розроблені для моделювання та прогнозування умовних дисперсій. Дисперсія залежної змінної моделюється як функція минулих значень залежної змінної, у разі залежна змінна - це значення, яке використовується в дослідженні.

Наступний крок полягає у розгляді результатів:

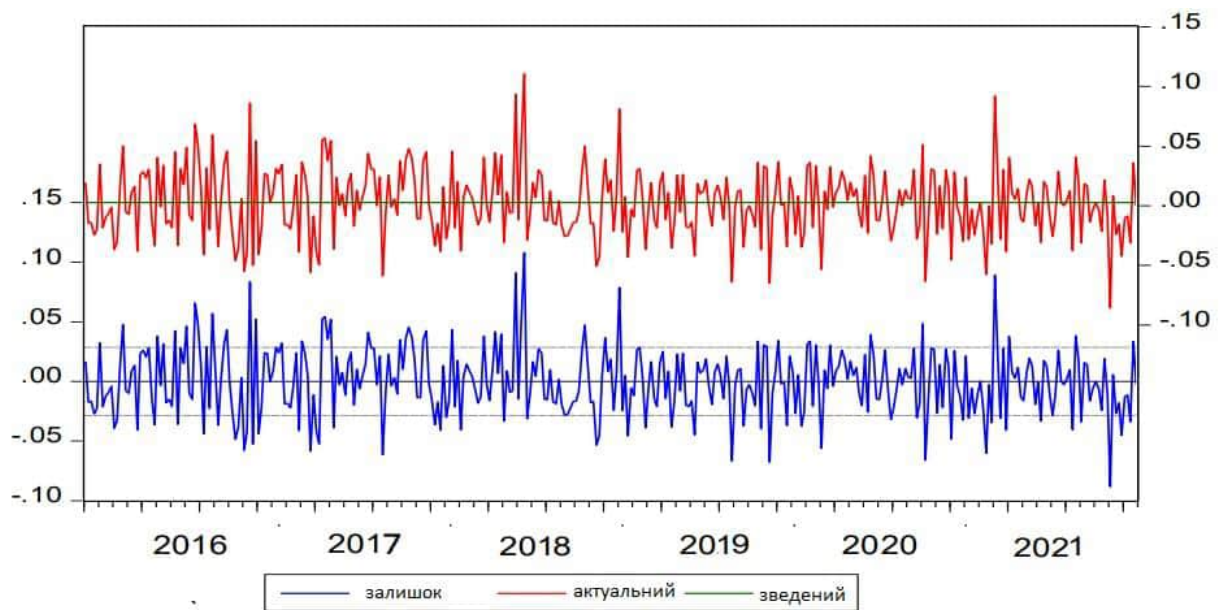


Рис. 5.11. Залишки

Ґрунтуючись на результатах, можна зробити висновок, що волатильність є постійною, і немає періодів без волатильності. Випробування ARCH повинно проводитись для підтвердження висновків:

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	1.273428	Prob. F(1,362)	0.2599
Obs*R-squared	1.275975	Prob. Chi-Square(1)	0.2586

Рис. 5.12. ARCH тест

Щодо перевірки, нульова гіпотеза полягає в тому, що немає ефекту ARCH, а альтернативна гіпотеза полягає в тому, що існує ефект ARCH. У цьому випадку нульова гіпотеза не може бути відхилена (оскільки р-значення перевищує 5%), тому немає ефекту ARCH. У цьому випадку результати моделювання та прогнозування ARCH будуть незадовільними:

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.002494	0.001479	1.685569	0.0919
Variance Equation				
C	0.000737	6.70E-05	10.99135	0.0000
RESID(-1)^2	0.091523	0.060293	1.517977	0.1290
R-squared	-0.000029	Mean dependent var		0.002647
Adjusted R-squared	-0.000029	S.D. dependent var		0.028481
S.E. of regression	0.028481	Akaike info criterion		-4.271231
Sum squared resid	0.295270	Schwarz criterion		-4.239177
Log likelihood	782.4996	Hannan-Quinn criter.		-4.258492
Durbin-Watson stat	2.064153			

Рис.5.13. Результати обчислення ARCH

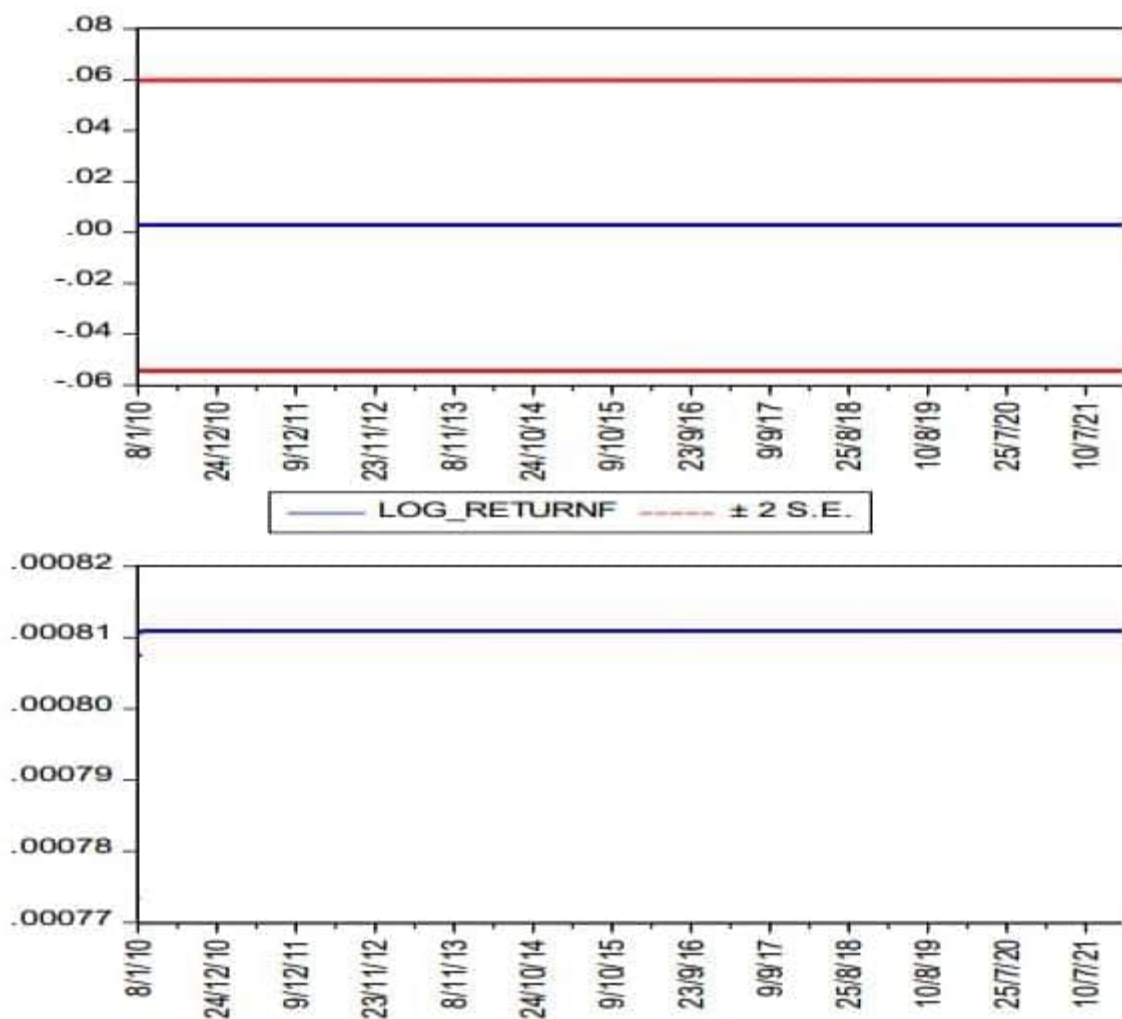


Рис. 5.14. Прогнози ARCH (АТБ-Маркет)

Наведені вище результати було отримано за допомогою програмного забезпечення з урахуванням моделі ARCH (1,0). У наведеній нижче таблиці в узагальненому вигляді показані результати щодо інших компаній:

Таблиця 5.6. Підведення підсумків

	Компанії			
	ТМ «Рукавичка»	ТОВ «Сільпо- Фуд»	ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»	ТЗОВ «Наш край»
Тест				
ARCH ефект	Ні	Ні	Ні	Ні

Оскільки часові ряди даних про компанії не відображають ефект ARCH, цей метод виявився неефективним на українському ринку протягом періоду, що розглядається.

6. ВИСНОВКИ

Обробка даних ринку завжди пов'язані з труднощами тому, що на поведінку ринку можуть впливати кілька чинників. Фондовий ринок постійно змінюється за умов невизначеності. Швидке поширення інформації та швидкі потоки капіталу призведуть до коливань цін на акції, а нестійка ціна і ціна, що коливається, у свою чергу вплинуть на ринок. Враховуючи аналогічні дослідження на інших ринках, моделі ARCH переважають і загалом використовуються частіше, ніж інші методи, головним чином через характеристики даних, такі як висока волатильність.

Теорія підтримує застосування моделей ARMA та ARCH для аналізу та складання прогнозів на основі даних часових рядів. Конкретні показники даних і аналіз ринку дають нам певне уявлення у тому, яка модель є придатною. Для фінансових ринків завдяки характеристикам часових рядів гетероскедастичні моделі дуже популярні.

Важливий момент полягає в тому, що навіть моделі ARMA, ефективні для короткострокових прогнозів, не є ефективними у довгостроковій перспективі. Цей аспект є ще однією характеристикою, яку підтримує теорія, оскільки ці моделі, як правило, сходяться до середнього значення у довгостроковій перспективі та залишаються на цьому етапі.

Висновок полягає в тому, що в рамках українського фондового ринку моделі ARMA працюють краще. Навіть з урахуванням проблем, пов'язаних із довгостроковим прогнозуванням, моделювання даних на основі методу ARMA дає більш ефективні результати. Найкращим способом використання цього методу, що допускає обмеження, було б прогнозування короткострокової співпраці з ARMA та оцінка якості прогнозів у кожний період.

Інший метод, який розглядався для моделювання даних, було застосування методу ARCH. Проте ці дані не відображають тих особливостей, які необхідні для проведення аналізу з використанням цієї методики. Як показав аналіз даних, одним із ключових аспектів визначення того, чи може сімейство моделей ARCH бути відповідним чи ні, а саме, ефект ARCH не присутній в жодному з вивчених часових

рядів. Отже, у разі дана методика не дасть хороших результатів з урахуванням прогнозів. Інші часові рамки вивчені в спробі визначити, чи є ефект ARCH, і в цьому випадку цей механізм може бути використаний для прогнозування доходності запасів.

У період, за який була звернена основна увага в дослідженні, український ринок функціонував дуже добре, без будь-яких коливань. Цей факт може пояснити, чому простіші моделі, такі як ARMA, виявилися більш ефективними в спробі передбачити дохідність акцій. Зазвичай, стосовно інших ринків, моделі ARCH ефективніші під час високих коливань на ринку через кризи та кілька інших подій, які можуть вплинути на цей процес. У рамках українського фондового ринку вищі коливання протягом цього періоду повністю змінять результати.

7. ПЕРСПЕКТИВИ ЗАСТОСУВАННЯ

Дослідження проводилося з використанням найпопулярніших методів прогнозування на фінансових ринках, зокрема моделей ARMA та ARCH/GARCH. Тим не менш, в даний час для цієї мети використовується і ряд інших методів. Незважаючи на те, що фінансові часові ряди даних є відмінним випадком у силу таких характеристик, як висока волатильність в деякі періоди або навіть сталість в залежності від ринку, інші методи дають хороші результати.

Останнім часом методи аналізу даних та методи штучного інтелекту, такі як дерева рішень, грубий підхід та штучні нейронні мережі, були застосовані в цій галузі, та представили хороші результати. Ще одне дослідження, пов'язане з цими часовими рядами, могло б полягати в тому, щоб перевірити кілька методів AI, таких як нейронні мережі, і порівняти їх з традиційними методами, щоб провести деякі зіставлення результатів. Підсумовуючи вище сказане, можна проаналізувати і випробувати більше методів для отримання ще кращих результатів або підтвердження того, що традиційні методи є найбільш ефективними у фінансовій галузі.

Незалежно від обраного методу, важливо відзначити, що протягом періоду, що розглядається, фінансові часові ряди демонстрували регулярну поведінку. Це означає, що результати були б іншими, якби протягом цього періоду ринок зіткнувся з нестабільністю через кризу або будь-яку іншу подію. Тому в даному випадку висновки дослідження могли бути іншими.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Benth, F. E. (2008). Stochastic Modelling of electricity markets.
2. Afeef, Mustafa, Ihsan, Anjum, Zada, H. (2018). Forecasting Stock Prices through Univariate ARIMA Modeling, 13, 130–143.
3. Chtourou, H. (2015). Modeling and forecasting the Dow Jones stock index with the EGARCH model. International Journal of Economic Practices and Theories, 5(1), 51–61.
4. Prasad, S., & Choubey, M. (2018). Forecasting India's Total Exports: An Application of Univariate Arima Model, 9(2).
5. Plummer, T. (2006). Forecasting financial markets. Financial Times.
6. Лук'яненко І. Г. Аналіз часових рядів. Побудова ARIMA, ARCH/GARCH моделей з використанням пакета EViews 6.0: Практичний посібник для роботи в комп'ютерному класі / І. Г. Лук'яненко І. Г., В. М. Жук. – К.: НаУКМА; Аграр Медіа Груп, 2013. – 187 с.
7. Русинов В.Н. Финансовый рынок. Инструменты и методы прогнозирования. – М.: Альпина Паблицер, 2000. – 216 с.

ДОДАТКИ

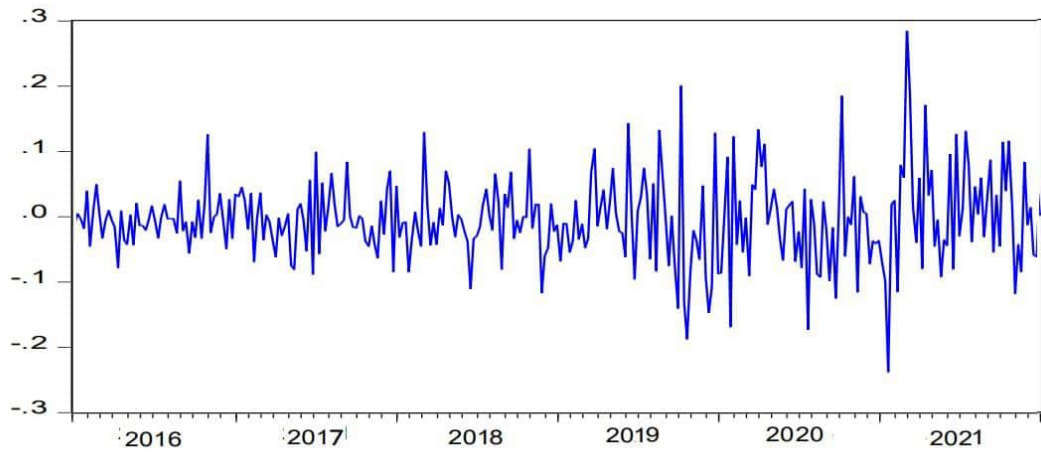


Рис. 8.1. Логарифм прибутків ТМ «Рукавичка»

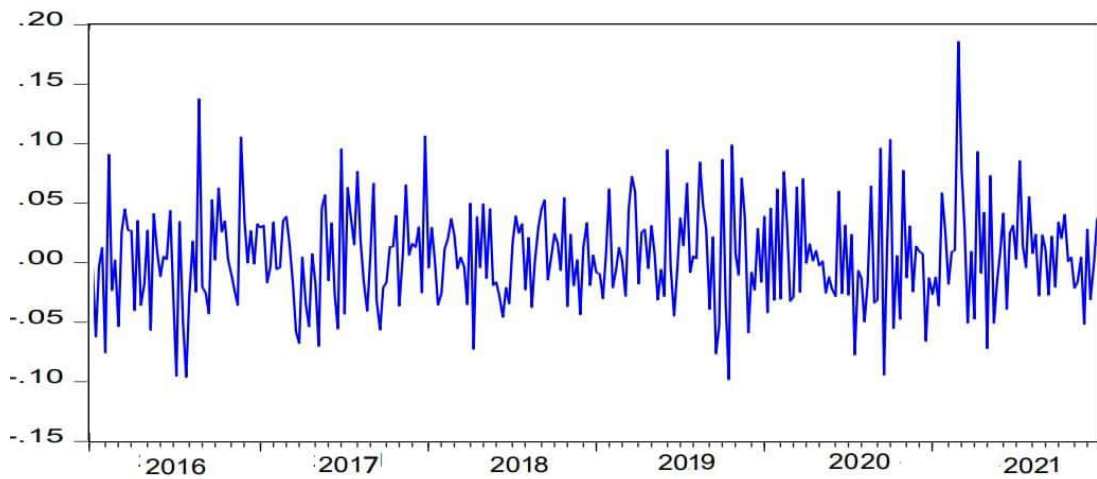


Рис. 8.2. Логарифм прибутків ТОВ «Сільпо-Фуд»

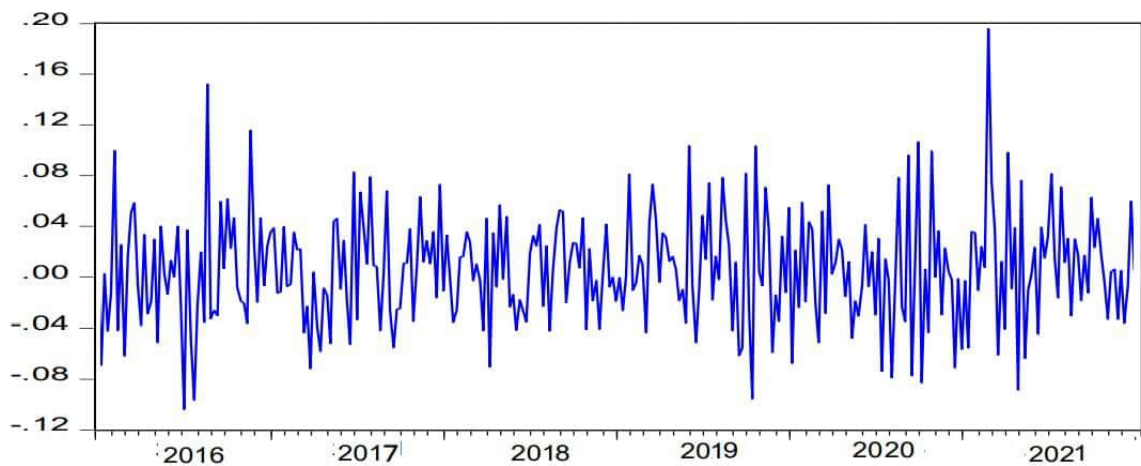


Рис. 8.3. Логарифм прибутків ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»

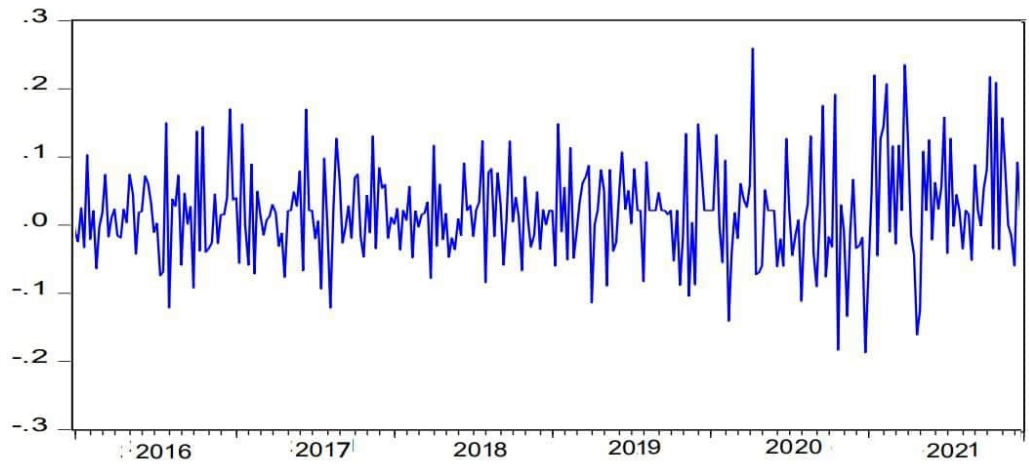


Рис. 8.4. Логарифм прибутків ТЗОВ «Наш край»

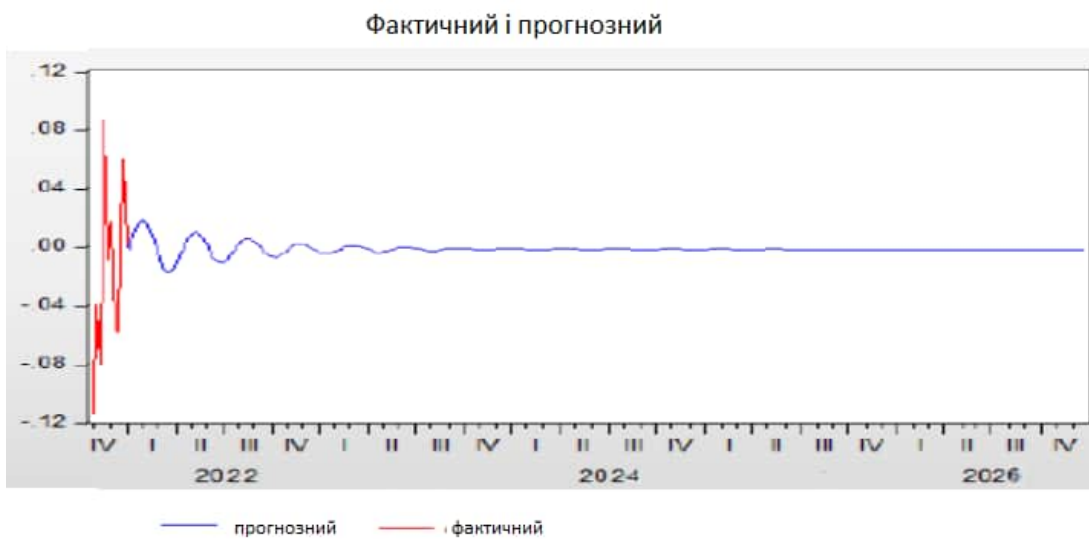


Рис. 8.5. Прогноз моделі ARMA для ТМ «Рукавичка»



Рис. 8.5. Прогноз моделі ARMA для ТОВ «Сільпо-Фуд»

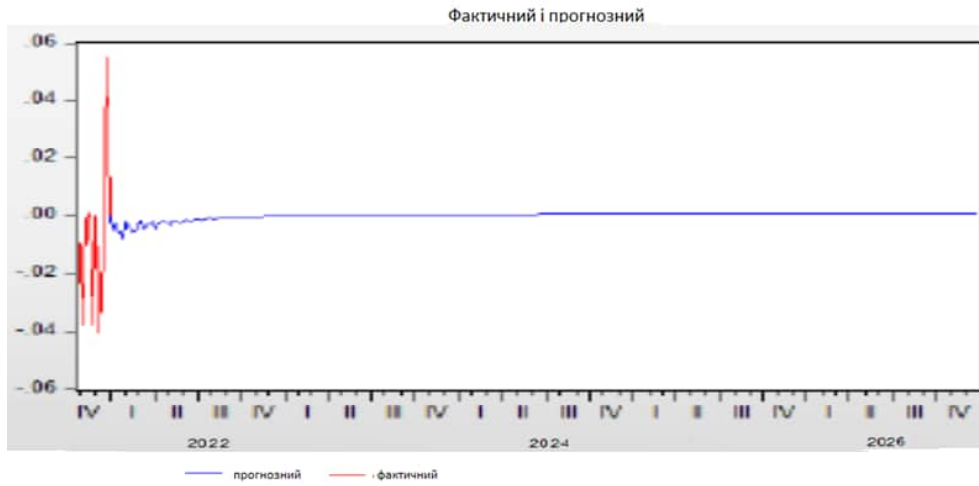


Рис. 8.5. Прогноз моделі ARMA для ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»

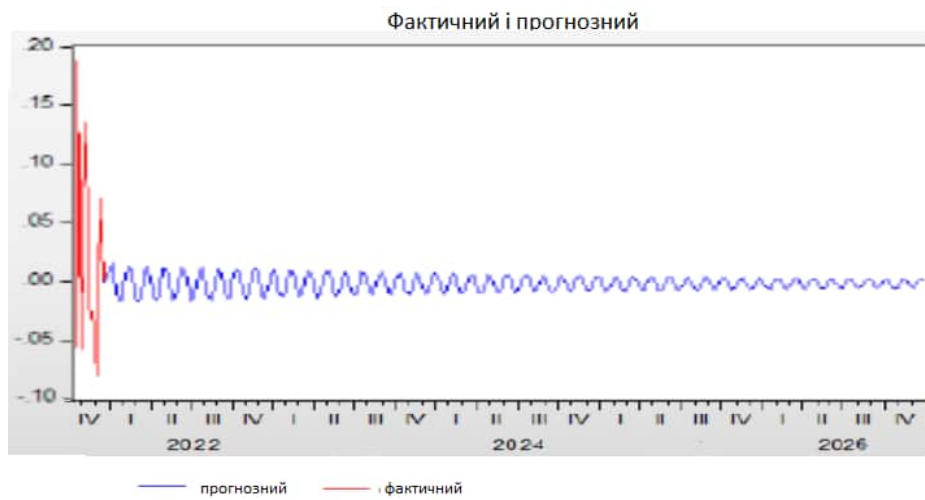


Рис. 8.5. Прогноз моделі ARMA для ТЗОВ «Наш край»

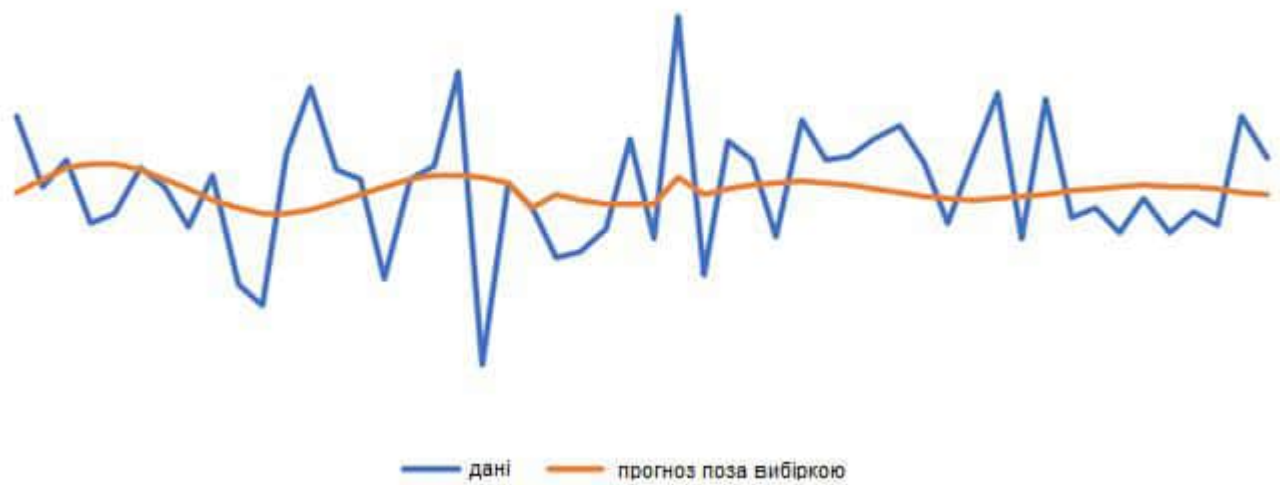


Рис. 8.6. Прогноз поза вибіркою ТМ «Рукавичка»



Рис. 8.7. Прогноз поза вибіркою ТОВ «Сільпо-Фуд»



Рис. 8.8. Прогноз поза вибіркою ТОВ «АШАН Україна Гіпермаркет»

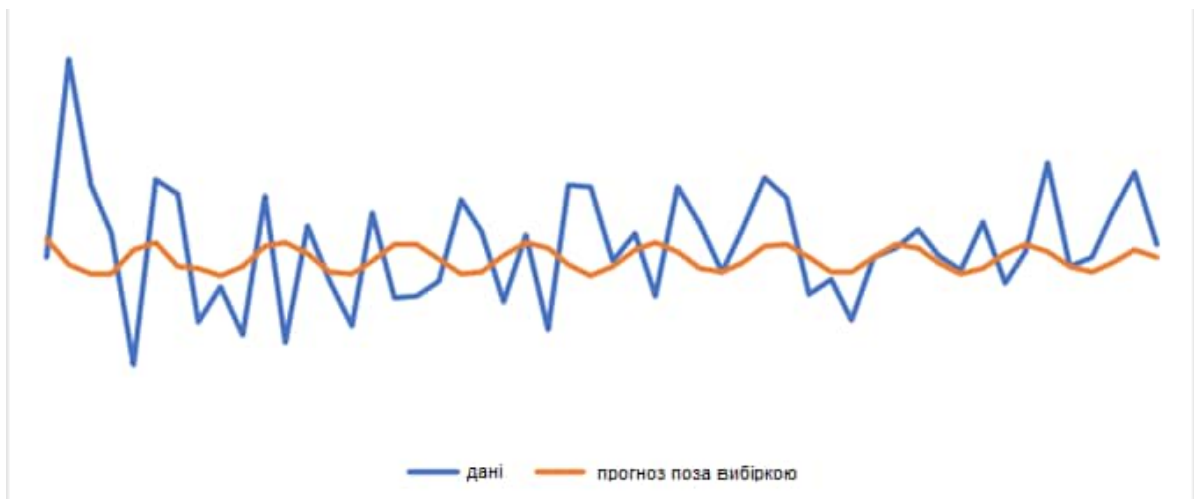


Рис. 8.9. Прогноз поза вибіркою ТЗОВ «Наш край»