

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Острозька академія»
Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій

Кваліфікаційна робота

на здобуття освітнього ступеня магістра

на тему: **«Моделювання динаміки ринку криптовалют»**

Виконала:

студентка 2 курсу, групи МЕК-61

спеціальності 051 «Економіка»

освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика»

другого (магістерського) рівня вищої освіти

Костіна Яна Вікторівна

Керівник:

Ковалець Богдан Миколайович

Рецензент:

Front-end Developer “DOODLE”, LLC

Місай Володимир Віталійович

"РОБОТА ДОПУЩЕНА ДО ЗАХИСТУ"

Завідувач кафедри економіко-математичного моделювання
та інформаційних технологій _____ (проф. Ольга КРИВИЦЬКА)
(підпис)

Протокол № 5 від 24 листопада 2022 р.

Острог, 2022

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОСТРОЗЬКА АКАДЕМІЯ»

Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій
Спеціальність 051 «Економіка»
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
економіко-математичного
моделювання та інформаційних
технологій

проф., д.е.н. Ольга КРИВИЦЬКА
“ ____ ” _____ 202__ року

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТА**

Костіної Яни Вікторівни

1. Тема роботи: **Моделювання динаміки ринку криптовалют**
керівник роботи: Ковалець Богдан Миколайович
затверджено наказами ректора Національного Університету «Острозька академія» від 29 жовтня 2021 р. №110 та від 31 жовтня 2022 р. №77
2. Термін здачі студентом закінченої роботи на кафедру: 09 грудня 2022 року
3. Вихідні дані до роботи: *статистичні дані ринку криптовалюти, історичні дані курсу Bitcoin*
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): *1) теоретичні аспекти дослідження ринку криптовалюти; 2) методичні засади в аналізі ринку криптовалюти; 3) моделювання та прогнозування курсу криптовалюти.*
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): *графічно відобразити динаміку купівлі Золота/Bitcoin, цін Bitcoin, цін Ефіріуму, цін XRP*

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	Ковалець Б. М. викладач кафедри економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій	02.03.2022	02.03.2022
Розділ 2	Ковалець Б. М. викладач кафедри економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій	04.05.2022	04.05.2022
Розділ 3	Ковалець Б. М. викладач кафедри економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій	29.05.2022	29.05.2022

7. Дата видачі завдання: 01 листопада 2021 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Вивчення літератури	до 03.02.2022	
2.	Розробка змісту (плану)	до 02.03.2022	
3.	Ознайомлення керівника з текстом кваліфікаційної роботи (чорновий варіант):		
3.1	Розділ 1	до 04.05.2022	
3.2	Розділ 2	до 29.05.2022	
3.3	Розділ 3	до 30.09.2022	
4.	Ознайомлення керівника з текстом кваліфікаційної роботи із врахуванням зауважень	до 16.11.2022	
5.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	до 23.11.2022	
6.	Рецензування кваліфікаційної роботи	до 09.12.2022	
7.	Здача роботи на кафедру Реєстрація на Moodle	до 09.12.2022	

Студент _____ Яна КОСТИНА

Керівник роботи _____ Богдан КОВАЛЕЦЬ

АНОТАЦІЯ
кваліфікаційної роботи
на здобуття освітнього ступеня магістра

Тема: «**Моделювання динаміки ринку криптовалют**»

Автор: Костіна Яна Вікторівна

Науковий керівник: Ковалець Богдан Миколайович

Захищена «.....».....2022 року.

Короткий зміст праці:

У роботі досліджено особливості аналізу та моделювання криптовалют, розглянуто основну динаміку валют та види моделювання. Основною метою роботи є побудова математичної моделі для прогнозування динаміки курсу Bitcoin в інтересах підвищення точності прогнозування. Ключовим методом дослідження є ARIMA-модель, яка була реалізована за допомогою програмного забезпечення MS Excel, Statistica та Gretl.

Ключові слова: криптовалюта, Bitcoin, автокореляція, тест Дикки-Фуллера, ARIMA-модель, прогнозування курсу криптовалют.

_____ *Яна Костіна*

ANNOTATION
qualification work
to obtain a master's degree

Topic: **Modeling the dynamics of the cryptocurrency market**

Author: Kostina Yana

Academic supervisor: Bohdan Kovalets

Protected by ".....".....2022.

Summary of the work:

The paper investigates the peculiarities of analysis and modeling of cryptocurrencies, the main dynamics of currencies and modeling pitchforks. The main purpose of the work is to build a mathematical model for forecasting the dynamics of the Bitcoin exchange rate in order to improve the accuracy of forecasting. The key research method is the ARIMA model, which was implemented using MS Excel, Statistica and Gretl software.

Keywords: cryptocurrency, Bitcoin, autocorrelation, Dickey-Fuller test, ARIMA-model, forecasting of cryptocurrency rate.

_____ *Yana Kostina*

ЗМІСТ

Вступ	3
РОЗДІЛ 1	5
ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ	5
1.1. Поняття криптовалют. Види та призначення криптовалют.	5
1.2. Характеристика ринку криптовалюти.	10
1.3. Огляд моделей динаміки ринку криптовалют.	14
РОЗДІЛ 2	22
ОСОБЛИВОСТІ МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ	22
2.1. Динаміка основних показників ринку криптовалют	22
2.3. Моделювання динаміки ринку криптовалют на основі методу лінійного згладжування.	37
РОЗДІЛ 3	39
ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ ARIMA (НА ПРИКЛАДІ BITCOIN)	39
3.1 Реалізація моделі	39
3.2 Прогнозування курсу криптовалюти Bitcoin	53
ВИСНОВКИ	58
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	59
ДОДАТКИ	63

Вступ

Світ грошей та фінансів трансформується на наших очах. Оцифровані активи та інноваційні фінансові канали, інструменти та системи створюють нові парадигми для фінансових транзакцій та формують альтернативні канали капіталу.

Наразі ринок криптовалют є, мабуть, найбільш швидкозростаючим і найбільш розвиненим ринком. Цей валютний ринок є надзвичайно динамічним та ризикованим. Зміни на ринку криптовалют важко передбачувати та дуже швидкі, тому навіть професійним криптовалютним інвесторам необхідно слідкувати за змінами цін та тримати руку на пульсі крипторинку, щоб не пропустити будь-яку суттєву зміну, що може вплинути на інвестиційні рішення та їх успішність.

Популярність криптовалют визначається багатьма характеристиками, але найпопулярнішими з них є легкість доступу до них, висока ліквідність та висока прибутковість. У суспільстві існує ілюзія, що криптовалюти - це легка, вигідна та безпечна інвестиція. Однак часто таке мислення виходить за межі реальності.

Привабливість, висока волатильність та невизначеність ринку криптовалют означають, що новітні дослідження є дуже актуальними. Переважна більшість досліджень, що проводилися раніше, аналізували минулі дані, а в цій роботі зроблено спробу проаналізувати та спрогнозувати майбутні інвестиції у криптовалюту.

Актуальність дослідження полягає в розробці практичної моделі для точного прогнозування курсу криптовалюти. Побудувавши дану модель, вона допомагатиме інвесторам та трейдерам визначити час для покупки та продажу певної криптовалюти.

Досліджуючи ринок України збільшується попит на створення власних віртуальних гаманців та створення нової криптовалютної біржі Qmall в

Україні. Президент України підписав закон про «віртуальні активи» 17 лютого 2022 року, який легалізує ринок віртуальних активів. Згідно цього, збільшується актуальність прогнозування майбутніх цін на крипто валюту та дослідження їх поведінки на ринку, що спростить вибір при покупці власних активів.

Таким чином, об'єктом даного дослідження є ринок криптовалют.

Мета кваліфікаційного дослідження полягає у розробці моделі для прогнозування курсу криптовалюти біткоїн (BTC) за допомогою моделі Arima.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати ряд **завдань**:

- Розкрити поняття криптовалюта, її види та призначення;
- охарактеризувати ринок криптовалют та розглянути моделі динаміки курсу;
- дослідити динаміку курсу криптовалюти;
- розробити модель прогнозування за допомогою моделі ARIMA.

Об'єктом дослідження є криптовалюта Bitcoin, а **предметом** – моделі та методи для прогнозування його курсу.

Методи дослідження: розгляд, аналіз і реалізація методу прогнозування курсу криптовалют як часового ряду за допомогою моделі Arima та за стосунку Stata.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

1.1. Поняття криптовалют. Види та призначення криптовалют.

Після появи інтернету на новітніх технологій, фінансово-економічна сфера спростилася. Люди почали вірити в онлайн-системи, та таке поняття як онлайн операції. Ще кілька років тому єдиним способом оплати були паперова валюта, проте у новітньому світі ця система відійшла на другий план, а основне місце стала займати електронна валюта.

Гроші є одним із найосновніших засобів для задоволення всіх потреб. Кожен різновид коштів має свої переваги і недоліки.

Криптовалюта — це цифрова форма валюти, яка використовує криптографію для захисту процесів, пов'язаних із створенням одиниць, проведенням транзакцій і перевіркою обміну права власності на валюту.

Криптовалюта отримала свою назву від поєднання «криптографії» та «валюти». В основі всіх криптовалют лежить криптографічний алгоритм зі складним шифруванням. Криптовалюта створюється шляхом вирішення частини алгоритму криптографічного хешування в довгому ланцюжку. Це не фізична одиниця, як монета чи доларова купюра, а скоріше математичний розрахунок. Криптовалютні активи часто зберігаються в цифровому гаманці, який відстежує криптовалюту.

Децентралізований, розподілений реєстр відстежує всі криптовалютні транзакції по всьому світу. У випадку з популярною криптовалютою Bitcoin, розподілений реєстр - це так званий блокчейн, тобто цифрова система, яка відстежує криптографічні хеш-блоки.

Існує багато різних типів криптовалют, так само, як існує багато різних фіатних валют, випущених урядами країн світу. Хоча Bitcoin є, мабуть,

найвідомішою, з роками з'явилося багато інших криптовалют. До них відносяться популярні в Інтернеті Dogecoin та Ethereum.

Розглянемо найпоширеніші види криптовалют:

- **Bitcoin**

Bitcoin - це криптовалюта загального призначення і є основним піонером у цій галузі. Вона функціонує за допомогою блокчейну, який дозволяє біткоїну здійснювати цифровий обмін анонімними, сильно зашифрованими хеш-кодами через однорангову мережу. Він був створений Сатоші Накамото, чиє справжнє ім'я ніколи не розкривалося.

Код: BTC, XBT

Вперше випущений: 2009

Орієнтовна ринкова капіталізація: \$883 млрд.

Середня ціна: 47 000 доларів США за біткоїн

- **Dogecoin**

Dogecoin, який часто називають просто Doge, був створений як пародія на інтернет-мем Doge. Це була майже нікчемна валюта, поки генеральний директор Tesla Ілон Маск та інвестор Марк Кьюбан не почали популяризувати її у 2021 році.

Код: DOGE

Вперше випущений: 2013 рік

Створено: Джексоном Палмером та Біллом Маркусом

Орієнтовна ринкова капіталізація: 32 млрд доларів США

Середня ціна: \$0,25 USD за монету

- **Ethereum**

Ethereum з'явився в останні роки як основна криптовалюта-конкурент Біткоїну. Він запровадив низку можливостей, яких не було у біткоїна, використовуючи відкритий вихідний код, розподілений блокчейн та смарт-контракти за допомогою мови програмування Solidity, що входить до складу Ethereum. Криптовалюта, створена Ethereum, називається Ефір. У вересні 2022 року Ethereum змінив спосіб виконання та перевірки транзакцій, перейшовши від моделі доказу роботи (PoW) для алгоритму консенсусу до підходу доказу частки (PoS). Перехід від PoW до PoS відбувся під час події, відомої як "Злиття". Діяльність старого блокчейну Ethereum Mainnet, який використовував PoW, була об'єднана з новим ланцюжком Beacon, який використовує PoS. Метою переходу на PoS є забезпечення кращої швидкості транзакцій при одночасному зменшенні ресурсів, необхідних для виконання і перевірки транзакцій.

Код: ETH

Вперше випущено: 2015

Створено Віталік Бутерін і Гевін Вуд

Орієнтовна ринкова капіталізація: \$396 млрд USD

Середня ціна: \$3,400 USD за Ефір

- **Litecoin**

Як рання альтернатива альткоїну або біткоїну, Litecoin спочатку став відомим завдяки використанню алгоритму хешування Scrypt, який, на думку прихильників, простіше в управлінні, ніж шифрування SHA-256, що використовується біткоїном.

Код: LTC

Вперше випущений: 2011

Створено: Чарлі Лі (Charlie Lee) Чарлі Лі

Орієнтовна ринкова капіталізація: 12 мільярдів доларів США

Середня ціна: \$153 USD за монету

- **Monero**

Використовуючи публічний розподілений реєстр, Monero у 2018 та 2019 роках набула небажаної слави як криптовалюта, яку обирають для атак з метою криптомайнінгу. Зловмисники намагалися розгорнути приховані майнери Monero в системах користувачів, які нічого не підозрювали, оскільки цю криптовалюту легше створити в процесі майнінгу, ніж біткоїн.

Code: XMR

Вперше випущений: 2014 рік

Створено: Ніколас ван Саберхаген Ніколас ван Саберхаген

Орієнтовна ринкова капіталізація: 4,6 млрд доларів США

Середня ціна: 271 долар США за монету

- **Stellar**

Stellar має власний унікальний протокол, відомий як Stellar Consensus Protocol, для проведення транзакцій через розподілений реєстр. Недорогі валютні перекази дозволяють легко здійснювати транзакції між будь-якими двома валютами, що деякі організації вважають привабливим як стійкий механізм для комерції.

Символ: XLM

Вперше випущений: 2014

Розроблений: Джед Маккалеб Jed McCaleb

Орієнтовна ринкова капіталізація: \$7,5 млрд.

Середня ціна: \$0,32 USD за люмен

Сьогодні криптовалюта привертає увагу великих фінансових установ і розглядається деякими з них як хороша інвестиційна можливість. Для інвесторів, які не хочуть безпосередньо купувати і тримати криптовалюту, існують також різноманітні біржові фонди (ETF), такі як Hashdex Nasdaq Crypto Index ETF (HDEX.BH), який відстежує кошик криптовалют.

У перші дні існування Bitcoin багато хто сподівався, що криптовалюта може і буде використовуватися для покупки

повсякденних речей, таких як піца. У 2010 році Ласло Ханеч купив у Papa John's піцу вартістю 41 долар, за яку заплатив 10 000 біткоїнів на той час. У 2021 році ця кількість біткоїнів коштувала б понад 380 мільйонів доларів.

В останні роки Tesla та інші великі компанії гралися з ідеєю прийняття біткоїнів. Однак великі бренди, як правило, не дотримуються цієї концепції протягом тривалого часу. Притаманна біткоїну та іншим криптовалютам нестабільність їхньої вартості ускладнює їхнє практичне використання у повсякденному житті.

У 2021 році уряд Сальвадору став першою країною, яка прийняла біткоїн як офіційну валюту. Таким чином, громадяни повинні мають можливість використовувати біткоїн для сплати податків та інших державних послуг.

1.2. Характеристика ринку криптовалюти.

Вчені вважають, що ринок криптовалют є найбільш волатильним ринком. Наразі багато науковців займаються дослідженням ринку криптовалют, їх цінний взаємозв'язок з макроекономічними та макроекономічними факторами, а також намагаються виявити фактори, які впливають на зміну цін криптовалют. Виділяють три ключові фактори, які впливають на вартість криптовалютних транзакцій:

- Взаємодія між попитом та пропозицією.
- Привабливість для інвесторів та технологічні зміни.
- Макроекономічні умови та фінансовий розвиток.

Глейзер, Циммерманн, Хаферкорн і Сьорінг вважають, що засоби масової інформації та новини, які вони надають, також мають сильний вплив на коливання цін на криптовалюти. Через великі та непередбачувані зміни в

цінах на криптовалюту ,дуже складно зайняти сильну і відповідну позицію в торгівлі та інвестуванні на цьому ринку, щоб отримати максимальну вигоду і прибуток. Інвестиції в криптовалюту є ризикованими через високі ризики, включаючи валютні коливання, операційні ризики та ризики безпеки.

Для кращого розуміння криптовалютної системи та ринку було проведено SWOT-аналіз. SWOT це метод, який дозволяє визначити сильні та слабкі сторони об'єкта, а також виявити можливості та загрози які виникають з боку зовнішнього середовища . Швидкі (1) та дешеві (2) транзакції належать до сильних сторін криптовалютної системи та ринку(див. Таблицю 1.1).

Таблиця 1.1

SWOT-аналіз криптовалютних систем та ринку: сильні та слабкі сторони

Сильні сторони (S):	Слабкі сторони (W):
1) Швидкі транзакції; 2) Дешеві транзакції; 3) відсутність посередників; 4) Процеси ринкового саморегулювання; 5) Анонімність даних учасників системи.	1) Нематеріальна форма; 2) Висока волатильність курсу валют; 3) Відсутність захисту від помилок користувачів; 4) Цінність заходів базується виключно на довірі учасників системи; 5) Жодна країна або орган влади не гарантує надійність криптовалют і не та не визнає її універсальним розрахунковим інструментом; 6) Висока ймовірність електронного злочину; 7) Ненадійні емітенти нових криптовалют.

Це є великою перевагою, оскільки міжнародні замовлення, зроблені банками або подібними організаціями, займають дуже багато часу і коштують

великих грошей, тому ці якості є дуже важливими і, значною мірою, зумовили популярність криптовалют. Відсутність посередників (3) також є однією з високо оцінених сильних сторін. Ця особливість дозволяє економити час і гроші при здійсненні транзакцій по всьому світу. На ринку відбуваються процеси саморегулювання (4), що означає, що на практиці жодна країна або організація не має потенціалу для збільшення пропозиції криптовалют. Останньою сильною стороною є анонімність (5) даних учасників системи. Це означає, що кожен учасник системи працює за принципом власного відкритого ключа. Система не передає персональних даних до ключів. Однак, слід зазначити, що всі транзакції в системі є загальнодоступними. Особа, яка може прив'язати адресу до персональних даних користувача, може дізнатися поточний стан його рахунку та історію транзакцій.

До слабких сторін криптовалютної системи та ринку можна віднести нематеріальну форму (1). Це означає, що, на відміну від звичайних валют, криптовалюти не можна фізично побачити або помацати. Висока волатильність (2) курсу є фактором, який може негативно впливати на ринок криптовалют та нестабільність. Багато непрофесійних інвесторів вважають волатильність курсу хорошою рисою, за допомогою якої, можна спробувати отримати прибуток від цих змін, але це лише свідчить про непередбачуваність та мінливість ринку. До слабких сторін також можна віднести відсутність захисту прав споживачів (3). Це означає, що потрібно бути уважним при здійсненні транзакцій. Неможливо повернути транзакцію, здійснену після того, як були введені невірні дані. Крім того, цінність заходів часто базується лише на довірі учасників системи (4). Слід враховувати, що, як зазначалося вище, вартість криптовалюти залежить суттєво від попиту та пропозиції, що є результатом довіри, яку висловлюють учасники ринку. Крім того, жодна країна чи установа не гарантує повної надійності криптовалют і вони не розглядаються як глобальні платіжні інструменти (5), тому часто криптовалюти пов'язують з шахрайством та відмиванням грошей. Оскільки

криптовалюти є електронними валютами, існує висока ймовірність злому електронних гаманців та крадіжки коштів (6). Останньою слабкою стороною є ненадійність творців нових криптовалют (7). Справа в тому, що створення нових криптовалют є дуже популярним процесом, але часто цей процес є необґрунтованим і має на меті лише заробити гроші на первинних чіпах (ICO). За словами Фіша (2019), ICO - це первинний випуск новостворених криптовалютних фішок або купонів, які люди, що їх купили, в майбутньому зможуть обміняти на продукт або послугу, створені за допомогою ресурсів, зібраних за допомогою ICO. На жаль, за останні кілька років з'явилося багато шахрайства. Шахраї дають оголошення про організацію ICO та розробляють новий продукт на зібрані гроші, але зникають після того, як викрадають частину коштів. Таким чином, громадськість дивиться на ICO все більш скептично, а центральні банки країн, намагаючись впоратися з ситуацією і фінансовими справами, починають забороняти первинні чіпи.

У Таблиці 1.2 наведені можливості та загрози для криптовалютних систем та ринку криптовалют. Перший варіант - глобалізація міжнародної торгівлі (1). Другий варіант - збільшення обсягів онлайн-покупок (2).

Таблиця 1.2

SWOT-аналіз криптовалютних систем та ринку: можливості та загрози

Можливості (О):	Загрози (Т):
1) Глобалізація міжнародної торгівлі; 2) Збільшення обсягів інтернет-торгівлі.	1) Широке використання в кримінальному світі; 2) Ймовірність заборони; 3) Висока ймовірність злому важливих системних вузлів системи; 4) Посилення конкуренції для інших електронних платіжних інструментів; 5) Руйнування анонімності під час проведення операцій.

Загрози, наведені в Таблиці 1.2, можуть широко використовуватися в кримінальному світі (1). Висока частка користувачів, особливо тих які не обмінюють криптовалюти на національні валюти, може призвести до використання ринку в незаконних цілях, зокрема, для торгівлі забороненими товарами або фінансування тероризму. Відсутність адміністративного контролю за переказаними коштами також має високу ймовірність того, що ринок буде використовуватися для так званого відмивання грошей. Останнім часом розповсюджуються чутки про заборону криптовалют (2). Уряди кожної країни починають піднімати питання про регулювання криптовалют, тому не виключена можливість того, що в майбутньому ринок буде обмежений. Наступна загроза становить високу ймовірність злому важливих вузлів системи (3), що останнім часом стало основною загрозою, і фактично така ситуація часто повторюється, викрадаючи таким чином кошти інвесторів. Останньою загрозою є зростаюча конкуренція за інші електронні платіжні інструменти (4). На сьогоднішній день з'являється все більше провайдерів послуг електронних платежів, що ускладнює надання унікальних послуг, які забезпечують ексклюзивність та конкурентоспроможність. Руйнування анонімності в операціях визначено як остання загроза (5). Останнім часом компанії, які використовують різноманітні сучасні технології, допомагають зламати операції на блокчейні. Це означає, що операції можуть бути відстежені та більше не будуть анонімними (chainalysis.com, 25 лютого 2019 року).

1.3. Огляд моделей динаміки ринку криптовалют.

Криптовалюти загалом характеризуються високою динамікою волатильності та вкрай нестабільними ціновими стрибками. Ринки криптовалют все ще залишаються потенційним джерелом фінансової нестабільності, а вплив безпрецедентного зростання криптовалют на фінансові ринки все ще залишається невизначеним. На відміну від фінансових цінних паперів, таких як акції та товари, що мають регуляторів,

та традиційних валют, що мають центральні банки, криптовалюти є повністю децентралізованими, а також не мають жодного формального регулювання своїх ринків. Існує також обмежене розуміння криптовалют як інвестиційних активів. Уряди та органи регулювання фінансових ринків особливо занепокоєні відсутністю формальної нормативної бази для регулювання створення нових криптовалют, а також механізмів торгівлі на ринках криптовалют.

В економічних процесах досить складно провести прямий експеримент, математичне моделювання є одним з найкращих способів вивчення економічної проблематики. Певний метод відповідає лише на питання математичної моделі, а не реального явища, але цього достатньо. Економічні явища складаються з безлічі факторів, однак найбільший внесок дає мала кількість факторів. Інші ж фактори можна вважати за похибку. Для ефективності економічної моделі при вивченні економічних процесів, існує низка параметрів, яким вона має відповідати:

- відображення закономірних процесів та побудова в основі з економічною теорією;
- досконале відображення структури економічної системи;
- відповідність математичним умовам.

Етапи побудови моделі:

- визначаємо предмет, об'єкт та мету дослідження;
- зазначаємо структурні або функціональні елементи, аналізуємо найважливіші якісні характеристики цих елементів;
- описуємо якісні взаємозв'язки між цими елементами;
- вводимо символічні позначки для елементів та параметрів, проводимо формалізацію для створення математичної моделі;
- виконуємо розрахунки та здійснюємо аналіз отриманих даних.

Згідно визначень, будь-яка математична модель є абстрактною, тобто неповною. Через те, що неможливо використати абсолютно всі фактори. Тому, велика кількість факторів, з незначним результируючим впливом на аналіз

економічного явища, не використовують. Склад впливу цих факторів коригується в процесі покращення моделі.

Однією з найпростіших економетричних моделей є лінійна, яка має загальний вигляд :

$$A_{yz} = B_{xt} + E_y$$

Де А- матриця невідомих параметрів розміру n^* ;

Y_z – вектор ендогенних змінних n^*1 ;

В – матриця невідомих параметрів n^*k ;

X_t – вектор екзогенних змінних k^*1 ;

E_y – випадковий вектор відхилення ;

t – номер спостереження (момент часу) .

Одним з прикладів лінійної моделі є залежність попиту від ціни на даний товар, де ціна – екзогенна змінна (факторна або ж незалежна вхідна змінна), а попит – ендогенна (залежна вхідна змінна, що є наслідком, результативна змінна) Лінійні моделі входять до класу регресійних моделей з однією змінною. Крім регресійних також виділяють класи моделей динамічних рядів та системи одночасних рівнянь. Оглядаючи моделі динамічних рядів, часто використовують моделі тренду та сезонності, вони обґрунтовують поведінку динамічного ряду виходячи з його попередніх значень.

Адаптивні моделі досить гнучкі, проте на їхню універсальність розраховувати не потрібно. Тому під час побудови та пояснення конкретних моделей необхідно враховувати найімовірніші закономірності розвитку реального процесу, динамічні властивості ряду співвідносити з можливостями моделі. Необхідно закладати в модель ті адаптивні властивості, яких вистачить для стеження моделі за реальним процесом із заданою точністю.

Водночас не можна сподіватися на успішну самоадаптацію моделі, загальнішої щодо тієї, яка необхідна для відображення цього процесу, бо

збільшення кількості параметрів надає системі зайвої чутливості, призводить до її розгойдування та погіршення одержуваних за нею прогнозів. Таким чином, під час побудови адаптивної моделі доводиться обирати між загальною і приватною моделлю і, зважуючи їхні переваги та недоліки, віддавати перевагу тій, від якої можна очікувати найменшої помилки прогнозування. Тому необхідно мати певний запас спеціалізованих моделей, різноманітних за структурою і функціональними властивостями. Для порівняння можливих альтернатив необхідний критерій корисності моделі. Незважаючи на те, що в загальному випадку такий критерій є предметом спору, у разі короткострокового прогнозування визнаним критерієм зазвичай є середній квадрат помилки прогнозування. Про якість моделі судять також за наявністю автокореляції в помилках. У більш розвинених системах процес проб і помилок здійснюється в результаті аналізу як послідовних у часі, так і паралельних (конкуруючих) модифікацій моделі.

Найбільш розповсюдженими є моделі часових рядів Box-Jenkins, ARIMA та моделі GARCH або штучні нейронні мережі.

Моделі Бокса-Дженкінса використовуються для прогнозування різноманітних очікуваних точок даних або діапазонів даних, включаючи бізнес-дані та майбутні ціни на цінні папери.

Модель Бокса-Дженкінса була створена двома математиками: Джорджем Боксом і Гвілімом Дженкінсом. Ці два математики обговорили концепції, які складають цю модель, в публікації 1970 року під назвою "Аналіз часових рядів: Прогнозування і контроль".

Оцінки параметрів моделі Бокса-Дженкінса можуть бути дуже складними. Тому, як і для інших моделей регресії часових рядів, найкращі результати, як правило, досягаються шляхом використання програмованого програмного забезпечення. Модель Бокса-Дженкінса також, як правило, найкраще підходить для короткострокового прогнозування на 18 місяців або менше.

Модель Бокса-Дженкінса може бути однією з декількох моделей аналізу часових рядів, з якими стикається прогнозіст при використанні програмного забезпечення для прогнозування. У багатьох випадках програмне забезпечення буде запрограмовано на автоматичне використання найбільш підходящої методології прогнозування на основі даних часового ряду, що підлягають прогнозуванню. Визначають, що метод Бокса-Дженкінса є найкращим вибором для наборів даних, які є переважно стабільними та мають низьку волатильність.

Модель Бокса-Дженкінса прогнозує дані на основі трьох принципів: авторегресії, диференціювання та ковзної середньої. Ці три принципи відомі як p , d та q відповідно. Кожен принцип використовується в аналізі Бокса-Дженкінса; разом вони позначаються як ARIMA (p, d, q).

Процес авторегресії (p) перевіряє дані на рівень їх стаціонарності. Якщо дані, що використовуються, є стаціонарними, це може спростити процес прогнозування. Якщо дані, що використовуються, є нестаціонарними, їх потрібно буде диференціювати (d). Дані також перевіряються на відповідність ковзної середньої (це робиться в частині q процесу аналізу). В цілому, початковий аналіз даних готує їх до прогнозування шляхом визначення параметрів (p, d та q), які потім застосовуються для розробки прогнозу.

Модель Бокса-Дженкінса є різновидом авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA), яка вимірює силу однієї залежної змінної по відношенню до інших змінних, що змінюються. Метою моделі є прогнозування майбутніх рухів цінних паперів або фінансового ринку шляхом вивчення різниці між значеннями в рядах, а не через фактичні значення.

ARIMA модель можна зрозуміти, описавши кожен з її компонентів наступним чином:

- Авторегресія (AR): відноситься до моделі, яка показує, що змінна, яка змінюється, регресує на свої власні запізнілі, або попередні, значення.
- Інтегрована (I): представляє собою диференціювання необроблених спостережень для того, щоб часовий ряд став стаціонарним, тобто значення даних замінюються різницею між даними та попередніми значеннями.
- Ковзаюче середнє (MA): включає залежність між спостереженням та залишковою похибкою від моделі ковзного середнього, що застосовується до запізнілих спостережень.

Узагальнена авторегресійна умовна гетероскедастичність (GARCH)

Хоча GARCH-моделі можуть бути використані для аналізу різних типів фінансових даних, таких як макроекономічні дані, фінансові установи зазвичай використовують їх для оцінки волатильності прибутковості акцій, облігацій та ринкових індексів. Вони використовують отриману інформацію, щоб допомогти визначити ціноутворення та оцінити, які активи потенційно забезпечать вищу прибутковість, а також для прогнозування прибутковості поточних інвестицій, щоб допомогти у розподілі активів, хеджуванні, управлінні ризиками та прийнятті рішень щодо оптимізації портфеля.

GARCH-моделі використовуються, коли дисперсія похибки не є постійною. Тобто, член похибки є гетероскедастичним. Гетероскедастичність описує нерегулярний характер варіації члена похибки, або змінної, в статистичній моделі.

По суті, там, де існує гетероскедастичність, спостереження не відповідають лінійній моделі. Замість цього, вони мають тенденцію до кластеризації. Тому, якщо статистичні моделі, які припускають постійну дисперсію, використовуються на цих даних, то висновки та прогнозні значення, які можна зробити на основі моделі, не будуть надійними.

Дисперсія помилкового члена в GARCH моделях вважається такою, що систематично змінюється, залежить від середнього розміру помилкових

членів у попередніх періодах. Іншими словами, вона має умовну гетероскедастичність, а причиною гетероскедастичності є те, що помилковий член змінюється за моделлю авторегресії ковзного середнього. Це означає, що він є функцією середнього значення власних минулих значень.

Random Forest це загальнозживаний алгоритм машинного навчання, запатентований Лео Брейманом і Адель Катлер, який поєднує в собі виведення декількох дерев рішень для досягнення єдиного результату. Його простота використання і гнучкість сприяли його прийняттю, оскільки він вирішує як проблеми класифікації, так і проблеми регресії.

Аддитивна модель дерева (АТМ) — це сукупність p дерев рішень. X — вектор окремих ознак. Кожне дерево рішень виводить реальне значення, тоді $f_p(x)$ буде результатом дерева p . Як для цілей класифікації, так і для регресії, вихід f адитивної моделі дерева є зваженою сумою всіх результатів дерева

наступним чином:

$$f(x) = \sum_{j=1}^p w_j f_j(x)$$

де $w_j \in R$ – вага, що пов’язана з деревом j .

Для утворення портфелю з фондовими активами існують моделі :

Наукове обґрунтування диверсифікації інвестицій, так званої “теорії портфеля”, було закладено в 50-ті роки минулого століття американським економістом Г.Марковіцем. Запропонована ним математична модель дозволяла формувати портфель фондових активів з заданою доходністю та мінімально можливим при цьому ступенем ризику. Сьогодні ця модель вже є “класикою” фінансового та інвестиційного менеджменту, вона тривалий час використовується в практиці портфельного інвестування.

Вихідними положеннями моделі Марковіца є те, що норма прибутку (доходність) інвестицій в фондові активи (надалі – ЦП) – це випадкова величина; інвестор оцінює альтернативні рішення за двома параметрами – сподівана норма прибутку як показник ефективності інвестицій та

середньоквадратичне відхилення норми прибутку як показник ризику; інвестор прагне збільшення ефективності та зменшення ризику.

Основна ідея моделі Марковіца полягає в тому, щоб статистично розглядати майбутній дохід, принесений фінансовим інструментом, як випадкову змінну, тобто доходи по окремим інвестиційним об'єктам випадково змінюються в деяких межах. Тоді, якщо якимось чином визначити по кожному інвестиційному об'єкту цілком певні ймовірності настання, можна отримати розподіл ймовірностей отримання доходу по кожній альтернативі вкладення коштів. Для спрощення модель Марковіца вважає, що доходи з альтернатив інвестування розподілені нормально.

За моделлю Марковіца визначаються показники, що характеризують об'єкт інвестицій і ризик, що дозволяє порівняти між собою різні альтернативи вкладення капіталу з точки зору поставлених цілей і тим самим створити масштаб для оцінки різних комбінацій.

- Модель оцінки капітальних активів (або CAPM - від англійського capital asset pricing model).

У. Шарпом була розроблена модель ринку капіталів. Формулюючи її, він розумів, що абсолютно надійних акцій або облігацій не буває. Всі вони в тій чи іншій мірі пов'язані з ризиком для корпорації: вона може отримати великий дохід або залишитися без нічого.

В основі моделі Шарпа лежить метод лінійно-регресійного аналізу, що дозволяє зв'язати дві змінні величини - незалежну X і залежну Y лінійним виразом типу $Y = \alpha + \beta X$.

Основний недолік моделі в тому, що в ній не враховуються глобальні тенденції, а розглядається окрема частина ринку. Модель квазі-Шарпа ґрунтується на взаємозв'язку дохідності кожного цінного папера з деякого набору фондових активів з дохідністю одиничного портфеля з цих активів.

В основі моделі лежить взаємозв'язок прибутковості кожного активу деякого набору і прибутковості одиничного портфеля, складеного з цих активів.

РОЗДІЛ 2

ОСОБЛИВОСТІ МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

2.1. Динаміка основних показників ринку криптовалют

На тлі зниження довіри громадян до консервативних інвестиційних інструментів спостерігається зростання інтересу інвесторів до цифрових активів, які мають великий потенціал зростання, але мають високі ризики.

Найпершою криптовалютою був Bitcoin, який на момент його створення коштував приблизно один долар. На сьогоднішній день його вартість становить понад 60 тисяч доларів, і навряд у 2023 році цей показник різко впаде. Також спостерігається постійне зростання та інших видів цифрових грошей. Існує кілька причин для цього:

- Увага ЗМІ. Постійний моніторинг зростання курсу криптовалюти забезпечує їй попадання в головні стрічки новин всіх країн. Це лише підігріває інтерес до неї, а також дає людям розуміння того, в яку валюту найкраще вкласти гроші.
- Інструмент захисту від інфляційних впливів. Це пов'язано з низькими відсотками цифрової валюти. Такі вкладення дозволили як створити необхідний рівень захисту, так і стали інструментом отримання доходу. Також багато інвесторів стали вкладати гроші в криптовалюти, щоб зберегти їх. На прикладі Біткоіна видно, що його цього року купували більше, ніж золото.
- Рух курсу за параболічною системою. Постійні коливання зростання і падіння курсу не можуть не приваблювати нових інвесторів. Це пов'язано з тим, що, купивши монети за низькою ціною, згодом їх можна продати на вигідніших умовах. Пітер Брандт, який є аналітиком і

трейдером, опублікував графік, на якому видно, що вартість Bitcoin зможе досягти 200 тисяч доларів.

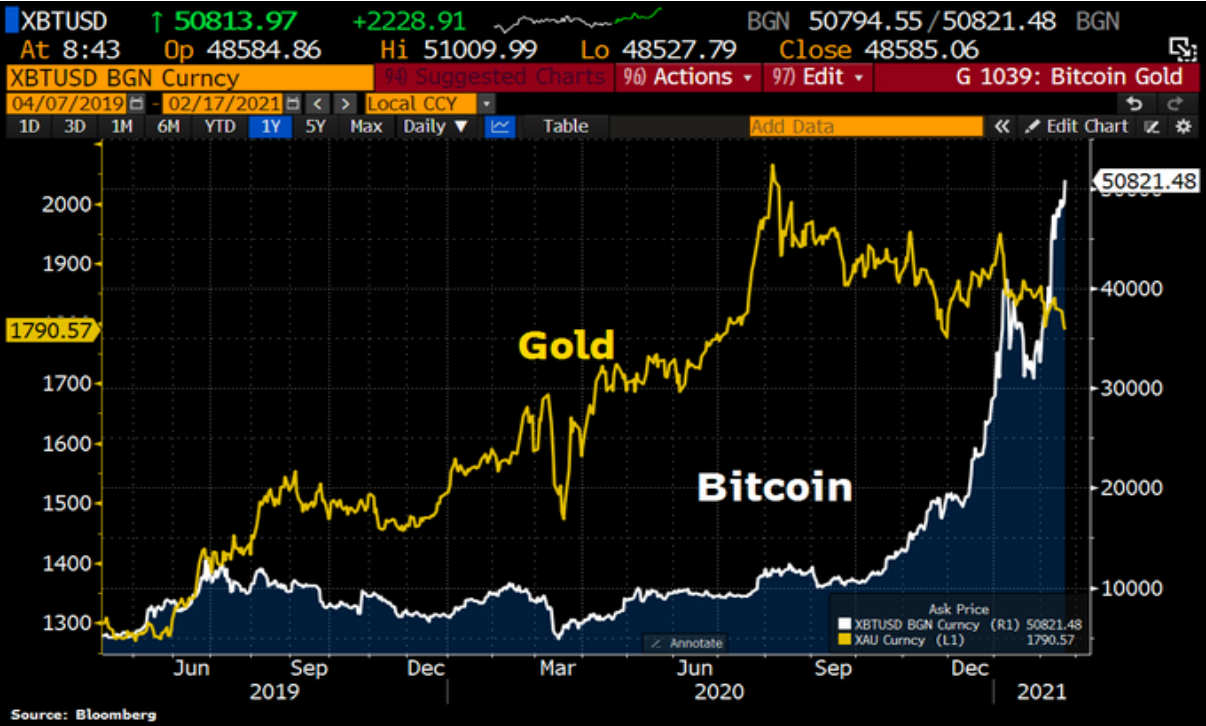


Рис. 2.1. Графік купівлі Золота/Bitcoin



Рис. 2.2. Графік Пітера Брандта

Це призведе до чергового збільшення попиту на монети. Оскільки жодна криптовалюта не залежить від впливу обсягів видобутку нафти, курсів валют та інших чинників, на її зростання може вплинути лише прибутковість від придбання та популярність того чи іншого виду цифрових грошей.

Також активний вплив на посилення пильної уваги до ринку криптовалют мають дії банків. Починаючи з 2020 року їхні дії мали бути спрямовані на боротьбу з пандемією, що почалася, а призвели до інфляції долара і євро, що не могло не позначитися на активах великих вкладників. Це призвело до того, що компанії-гіганти, мільйонери або великі підприємства стали розглядати криптовалюту як спосіб зберігання своїх активів. Усі ці дії неминуче призводять до зростання інтересу, який продовжував міцніти у 2022 році.

Аналізуючи ринок криптовалют найпопулярнішою залишається Bitcoin, проте на сьогоднішній день монета не є єдиною, але вона вважається еталоном для створення інших варіантів і порівняння з ними. Наразі популярність Біткоїна порівнюють хіба що із золотом, адже ці два інструменти максимально схожі між собою. Обидва види використовуються для зберігання активів, хеджування і прямо пропорційні зростанню кількості користувачів. Bitcoin вважається одним із найбезпечніших і найстабільніших видів криптовалют, які існують на даний момент. Він зміг врятувати своїх інвесторів від кризи, пов'язаної з COVID-19, яка розпочалася ще 2020 року. Більшість із них отримали великі прибутки, вклавши свої активи в цю монету і зберігши їх тим самим від впливу інфляції.

Останнім часом популярність Bitcoin знову дала стрибок унаслідок отримання великих інвестицій від Ілона Маска. На початку 2021 року він виділив 1,5 мільярда доларів на купівлю 48 тисяч монет Bitcoin. Це призвело до стрибка популярності та зростання вартості валюти, у чому можна переконатися, переглянувши графік.



Рис. 2.3. Графік цін Bitcoin

На ньому видно, що купівля відбулася в період, коли вартість монети була від 30 до 40 тисяч доларів, після ціна збільшилася до 64 тисяч доларів.

Це дало підставу для того, щоб інвестори знову звернули свою увагу на цю криптовалюту.

Популярність Біткоїна не падає ніколи, тому у 2022 році він, як і раніше, займає своє місце в трендах. Деякі аналітики впевнені, що вартість одного біткоїна може сягнути 100 тисяч доларів. Це може поставити монету не тільки на лідируючу позицію, а й сприяти її максимальному поширенню.

Ефіріум посідає друге місце в трендах монет після Біткоїна. Щоправда, варто зазначити, що правильніше її буде називати кryptoплатформою. Ефіріум працює на основі смарт-контрактів і є основою для підтримки роботи декількох додатків на ринку криптовалюти. Також цією валютою тепер можна здійснити оплату за допомогою системи PayPal, що призвело до збільшення її популяризації та зростання курсу.

Ефіріум або ефір - це один із видів монет, які мають високий потенціал у блокчейні та технологіях з видобутку криптовалюти. Так само, як і в першого виду монети, курс ефіру почав постійне зростання з початку цього року.

Одним з останніх оновлень Ефіріума є зміна протоколу на новітній варіант Constantinople. Його впровадження має підвищити не тільки швидкість, а й рівень безпеки криптоплатформи. До цього Ethereum могла проводити обробку тільки 15 транзакцій за секунду, зараз цей показник має зрости, а разом із ним і популярність монети. Прогнозується, що постійне збільшення курсу Ефіріума до кінця року приведе його до вартості, що дорівнює 17 372 доларам, а на початок 2022 року цей показник збільшиться до 18 874 доларів.



Рис. 2.4. Графік цін Ефіріуму

XPR або ж Ripple є токеном однойменної компанії. Її основне завдання - повна інтеграція свого блокчейна в банківську сферу. Компанія Ripple

намагається домогтися використання своєї криптовалюти для здійснення переказів між банками. Вона постійно намагається налагодити відносини, що робить її однією з прогресивних монет на сьогоднішній день. Банки й самі не проти такої співпраці, вони ведуть активні розробки, щоб мати можливість внесення своїх платіжних даних.

Також цей токен відмінно поводить себе як один із безпечних видів цифрових монет, що дає йому можливість тривалий час перебувати в п'ятірці найпопулярніших криптовалют на ринку.

Не так давно було оголошено про співпрацю Ripple і MoneyGram. Це призвело до підвищення курсу цієї валюти.

Така колаборація дала змогу використовувати XRP у переказах між банками. Зараз її активно використовують у транзакціях між США та Мексикою. Це ще раз доводить, що ця платформа може стати повноцінною заміною таких глобальних платіжних систем, як MasterCard або Visa. При цьому спостерігатиметься значне зниження витрат на обслуговування і прискориться обробка даних.



Рис.2.5. Графік цін XRP

Аналітики стверджують, що надалі Ripple може стати повноцінною заміною SWIFT платежів. Вона дає більше можливостей впровадження в загальну систему, чого не скажеш про блокчейни.

На сьогоднішній день вартість XPR не така висока, аналітики стверджують, що цей показник може зрости до 5 тисяч протягом наступних п'яти років. Тому зараз у нас є всі шанси для інвестицій у проєкт, що розвивається і є прибутковим.

Litecoin був розроблений у 2011 році. Основне завдання цієї монети полягає в тому, щоб надавати мінімальну комісію на проведення транзакції, незалежно від місця проживання власника і його геоположення. Її використання може стати хорошою основою для оплати покупок загального значення.

Під час розроблення цієї криптовалюти було взято за основу технологію, яку використовує Біткоїн. Зараз Litecoin є одним із варіантів так званих альткоїнів. Цей вид монети вважається одним із найуспішніших у цій групі.

Саме поняття альткоїна виникло внаслідок того, що базовий код, який застосовувався для створення, повністю ідентичний з тим, який використовує материнська монета Bitcoin. Це свого роду молода й альтернативна версія монети. Якщо на ринку криптовалюти Біткоїн можна порівняти із золотом, то Litecoin є сріблом.

Актив криптовалюти становить лише 84 мільйони одиниць. Однак це не робить її менш популярною. Інвесторів приваблює те, що на сьогодні швидкість обробки транзакцій у Litecoin значно вища.

Оскільки ця монета є дочірньою, то вона повністю повторює цінову динаміку Bitcoin.



Рис. 2.6. Графік цін Litecoin

В Україні створили криптовалютну біржу Qmall, яка була представлена 3 листопада 2021 року засновниками проекту Миколою Удянським (український IT-бізнесмен) та Богданом Прилепою (СЕО біржі) на конференції Blockchain UA. Створенням проекту більше трьох років займалися розробники міжнародної компанії Prof-IT, які спеціалізуються на блокчейн-рішеннях. Створення платформи обійшлося в 3 млн доларів США. За перші 3 місяці роботи на платформі Qmall зареєструвалось 100 тисяч користувачі вобійшлося в 3 млн доларів США. Діяльність регулюється Національним банком України та Міністерством цифрової трансформації, має ліцензію та акредитацію на здійснення діяльності у країнах Євросоюзу.

Токен QMALL — це сервісний токен біржі Qmall, основним застосуванням якого є використання його для оплати комісії при використанні сервісів біржі, включаючи торгіву комісію, а також отримання додаткових привілеїв.



Рис.2.7. QMALL TOKEN у UAH діаграма

Можемо спостерігати, що дана монета ще розвивається на набирає обертів. Досліджуючи інформаційні джерела, робимо висновки, що монета повинна досягти успіху та вирости у 2023 році.

Дана біржа має ряд партнерів, таких як :

- Олександр Усик. Влітку 2022 року засновники української криптовалютної біржі та Олександр Усик уклали угоду про довгострокове співробітництво. Олександр Усик став послом QMALL
- Sophia Antipolis. У квітні 2022 року криптовалютна біржа Qmall отримала нового глобального партнера - французького технопарка Sophia Antipolis. Завдяки цьому для українських інвесторів та трейдерів відкриваються нові ринки, інструменти для заробітку та торгові пари.
- EasyPay. У травні 2022 року проект уклав партнерство з , що відкрило користувачам можливість поповнювати біржовий баланс у країнах Європи.
- МТБ Банк. У травні 2022 року біржа уклала партнерство з МТБ

Банк . Співробітництво полягає в наданні можливості замовляти картки банку на сайті біржи з можливістю віддаленої ідентифікації. Така картка від МТБ БАНК надає переваги для криптобіржі .

Партнери роблять хорошу рекламу даній біржі та монеті , завдяки чому збільшується попит та здійснюється ріст ціни.

2.2. Моделювання динаміки ринку криптовалют на основі моделі Arima

ARIMA-моделі теоретично є найбільш загальним класом моделей для прогнозування часових рядів, які можна зробити "стаціонарними" за допомогою диференціювання (за необхідності), можливо, у поєднанні з нелінійними перетвореннями, такими як лоування або дефлотація . Випадкова величина, яка є часовим рядом, є стаціонарною, якщо всі її статистичні властивості є постійними в часі. Стаціонарний ряд немає тренду, його коливання навколо середнього значення мають постійну амплітуду, і він коливається узгоджено, тобто його короткострокові випадкові часові структури завжди виглядають однаково в статистичному сенсі. Остання умова означає, що її автокореляції (кореляції з її власними попередніми відхиленнями від середнього) залишаються постійними в часі, або ж еквівалентно, що її спектр потужності залишається постійним у часі. Випадкову величину такої форми можна розглядати як комбінацію сигналу і шуму, причому сигнал може бути патерном швидкого/ повільного повернення середнього значення, синусоїдальними коливаннями, або швидкою зміною знаку, а також може мати сезонну складову. Модель ARIMA можна розглядати як "фільтр", який намагається відокремити сигнал від шуму, а сигнал потім екстраполюється в майбутнє для отримання прогнозів.

Дана модель узагальнює більш прості моделі : модель авторегресії (AR) і модель ковзаного середнього (MA).

Модель ARMA (p, q), це процес генерації часового ряду такий що:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i * X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j * \varepsilon_{t-j}$$

Де c – константа ;

ε_t - білий шум ;

a_i -авторегресійні коефіцієнти,

β_j -коефіцієнт ковзаного середнього.

Щоб побудувати ARMA модель потрібно визначити порядок моделі (числа p, q) та коефіцієнти моделі.

Можливе і інше уявлення ARMA моделі. Введемо Лагові оператор:

$$L : Lx_t = x_{t-1}$$

У даному випадку модель матиме запис:

$$X_t = c + \left(\sum_{i=1}^p a_i * L^i\right) * X_t + \left(1 + \sum_{j=1}^q \beta_j * L^j\right) * \varepsilon_t$$

При переносі авторегресійної частини рівності наліво, рівняння виглядатиме:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p a_i * L^i\right) * X_t = c + \left(1 + \sum_{j=1}^q \beta_j * L^j\right) * \varepsilon_t$$

Якщо ми введемо скорочені позначення отримаємо наступне рівняння:

$$\alpha(L) * X_t = c + \beta(L) * \varepsilon_t$$

Можемо зробити висновок, що для стаціонарності процесу, потрібно, щоб корені характеристичного многочлена авторегресійної частини зліва $\alpha(z)$ були поза колом з радіусом один, який зображений на комплексній площині. Також, коли процес стаціонарний, можемо уявити як нескінченний МА-процес:

$$X_t = a^{-1}(L)c + a^{-1}(L)\beta(L)\varepsilon_t = c/a(1) + \sum_{i=0}^{\infty} c_i \varepsilon_{t-i}$$

Інтегрована модель авторегресії - змінного середнього ARIMA

Процес вважається нестационарним, якщо наявні одиничні корені авторегресійного полінома. У такому разі, аналізуємо не сам ряд, а його різниці (в більшості випадків розглядається різниця першого порядку, набагато рідше - другого). Якщо значення різниці часового ряду стаціонарні у часі, будується ARMA модель. Така модель має назву ARIMA (інтегрована ARMA) або ж має назву модель Боксу-Дженкінса. Модель ARIMA існує як доповнення моделі ARMA для нестационарних часових рядів, які необхідно зробити стаціонарними, взявши перші або другі різниці вихідного часового ряду.

Модель ARIMA (p, d, q) для нестационарного часового ряду представляється в такий спосіб:

$$\Delta X_t = c + \sum_{i=1}^p a_i * \Delta X_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j * \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

Де ε_t - стаціонарний часовий ряд ;

c , a_i , b_i - параметри моделі ;

Δ - оператор різниці часового ряду .

Підхід Боксу-Дженкінса полягає в тому, що спочатку необхідно оцінити стаціонарність часового ряду. Коли вихідний ряд є стаціонарним, береться перша або друга різниця і будується ARMA модель вже для перетвореного ряду, так як отриманий ряд є стаціонарним, на відміну від вихідного нестаціонарного.

За використання Excel ми розглянемо можливості побудови Arima моделі .

Для початку ми перевіряємо ряд на стаціонарність , візьмемо місячні дані протягом 5 років монети Bitcoin.

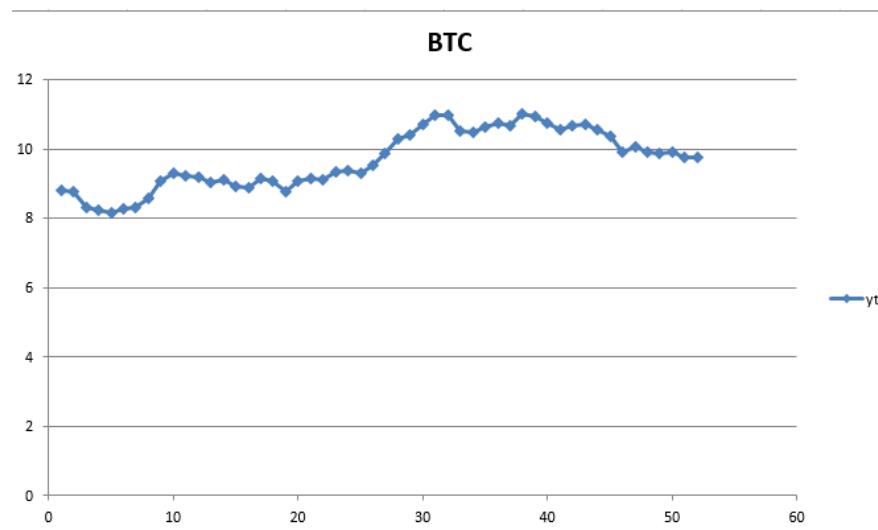


Рис.2.8. Графік цін Bitcoin

Для стаціонарності ряду логарифмуємо дані та знайдемо перші різниці.

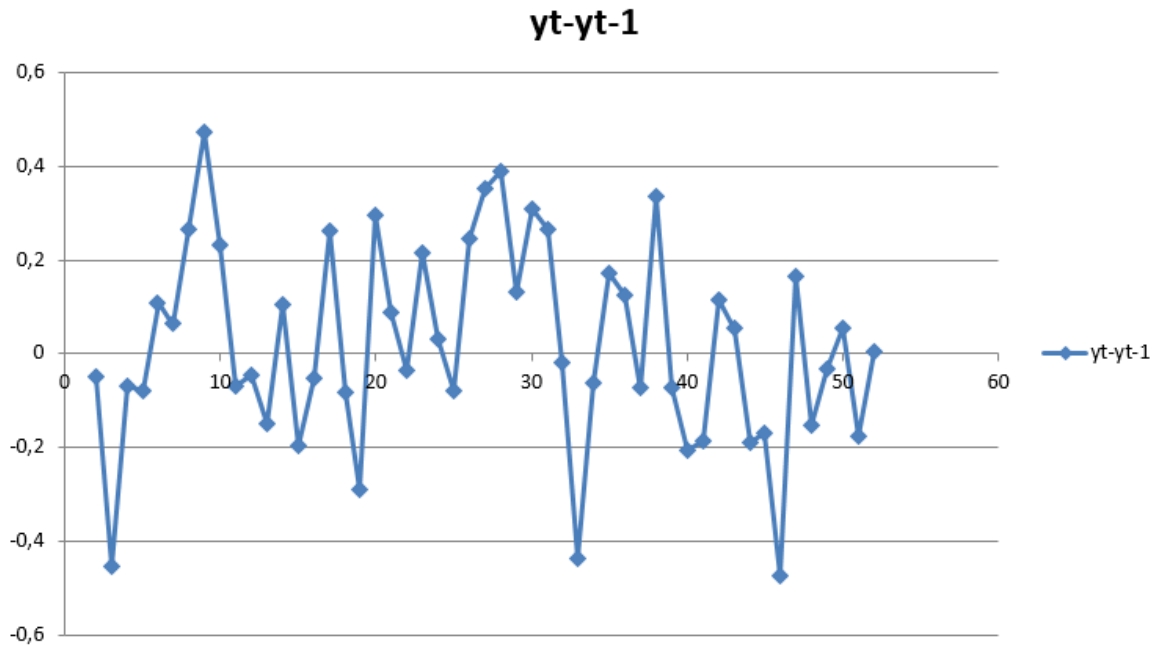


Рис. 2.9. Графік перших різниць

На наступному етапі ми будемо ідентифікацію базового набору моделей, для цього ми досліджуємо вибірковий коефіцієнт кореляції, та висуваємо відповідні гіпотези про значення параметрів порядку авторегресії.

Для розрахунку вибіркових коефіцієнтів автокореляції, розраховуємо лагові змінні 8 порядків.

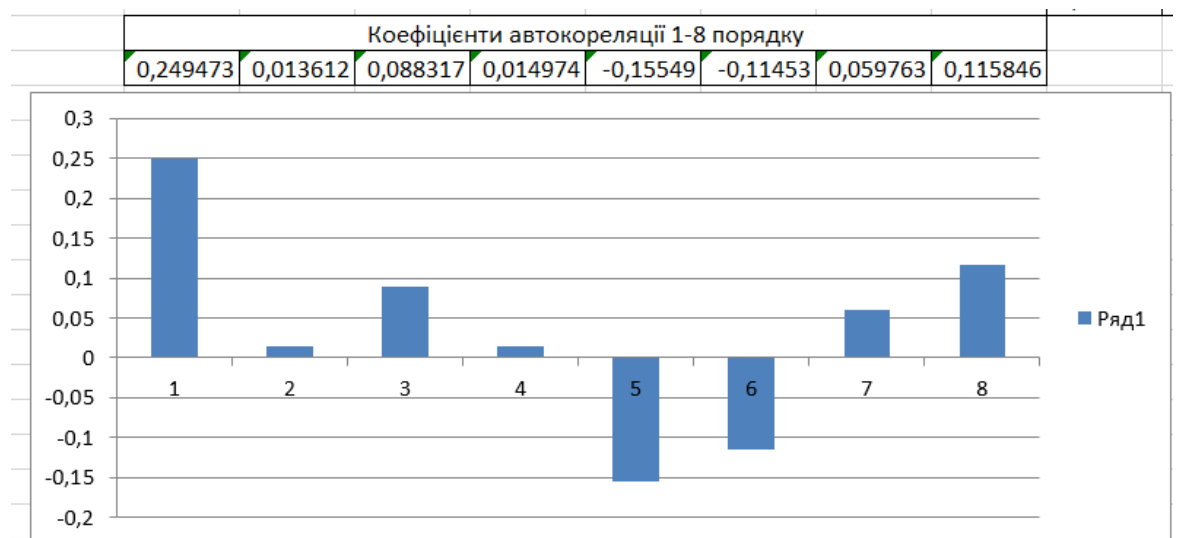


Рис. 2.10. Коефіцієнт автокореляції 1-8 порядків

На основі даних розрахунків ми визначаємо значення параметрів Arima моделі . Так ,як дані були отримані на основі 1 різниць модель матиме формат (1;1;0). В даному випадку прогнози значення розраховуються доволі просто,ми розраховуємо значення різниць 1-го порядку, величину прогнозу, відповідне прогнозне значення та значення APE та MAPE.(Додаток)

Значення MAPE дорівнює 1,68338 , що свідчить про точність прогнозу.

Згідно отриманих даних прогнозне значення становить 9,7555, отримані результати переглянемо у порівнянні фактичних та прогнозованих значень.(мал 2.11)

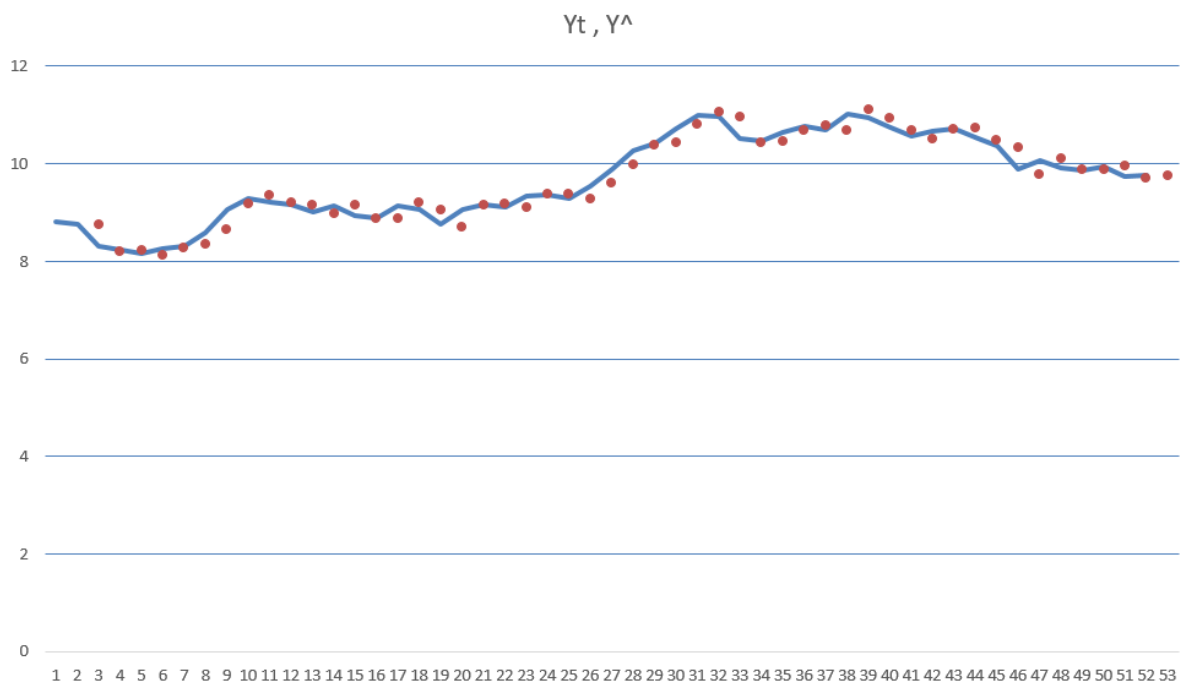


Рис.2.11. Графік отриманих значень

Дана модель не є досить точною, оскільки ми обрали місячні дані. Для отримання кращого прогнозу використаємо щодення значення, та спрогнозуємо на більший період у Розділ 3.

2.3. Моделювання динаміки ринку криптовалют на основі методу лінійного згладжування.

Лінійне експоненціальне згладжування (LES) використовує ковзну середню для створення прогнозу на основі часового ряду. Прогноз спочатку створюється на той самий період, що й існуючі дані, а потім на майбутнє, де немає даних. Різниця між існуючими даними та прогнозними даними може бути перевірена на точність. У розрахунках використовується константа згладжування, яку можна змінювати до тих пір, поки різниця між прогнозними значеннями та існуючими значеннями не буде давати якомога меншу похибку.

Статистики почали розробляти експоненціальне згладжування ще в 1950-х роках. З тих пір воно користується великим успіхом серед аналітиків як швидкий спосіб отримання точних прогнозів у різних галузях, зокрема в промисловості. Воно також використовується в обробці сигналів для згладжування сигналів шляхом фільтрації високочастотного шуму.

Розглянемо експоненційне згладжування:

Нехай ряд A представляє вихідний ряд продажів для прогнозування

$A(1)$ - продажу в перший тиждень, $Y(2)$ у другій і так далі. Відповідно, ряд X буде експоненційно згладженим рядом продажів. Коефіцієнт α в межах від нуля до одиниці. У розрахунку якого, t - момент часу (день, тиждень)

$$X(t+1) = X(t) + \alpha * (Y(t) - X(t))$$

При великих значеннях константи згладжування α швидшим стає відгук прогнозу на стрибок процесу спостереження. Якщо ж згладжування буде практично відсутнє, то можуть утворитись непередбачувані викиди для значень.

Формула легко може бути переписана в іншому вигляді:

$$X(t + 1) = (1 - \alpha) * X(t) + \alpha * Y(t).$$

Отже, при збільшенні константи згладжування частка останніх продажів збільшуватиметься, а частка згладжених попередніх зменшуватиметься

Згідно обраного критерію , потрібно побудувати декілька прогнозів для різних констант , та після того обрати найоптимальнішу константу. Критерієм, наприклад, може бути точність прогнозування на попередні періоди.

РОЗДІЛ 3

ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ ARIMA (НА ПРИКЛАДІ BITCOIN)

3.1 Реалізація моделі

ARIMA - це загальний клас статистичних моделей для прогнозування аналізу часових рядів. Розшифровується як Auto-Regressive Integrated Moving Average (авторегресійне інтегроване ковзне середнє). При застосуванні моделей ARIMA ми використовуємо минулі значення часового ряду та/або помилки прогнозування для прогнозування його майбутніх значень.

Для аналізу та побудови моделі було використано статистику цін на Bitcoin. Дані про значення часового ряду були взяті з ресурсу finance.yahoo.com. Діапазон даних складає 5 років: з 1 липня 2017 року по 20 листопада 2022 року.

Модель ARIMA є однією з найпопулярніших моделей, які використовуються будуючи короткострокові прогнози. Щоб описати дану модель використовують три групи параметрів: p , d і q – цілі невід'ємні числа, які характеризують порядок для частин моделі (відповідно авторегресійної, інтегрованої і ковзної середньої). Аналізуючи часовий ряд спершу, як правило, виконується оцінка стаціонарності та визначається порядок інтегрованості ряду (параметр d процесу ARIMA (p, d, q)). Параметр d може бути встановлений, як рівним 0 або 1. Коли $d = 0$ то в даний випадок належить короткій пам'яті ряду, тоді як при $d = 1$ можна зробити висновок про нескінченну пам'ять.

Нескінченна пам'ять, розуміється під тим, що кожен шок має вплив на поведінку ряду нескінченно довго. При існуванні короткої пам'яті

наслідки шоку зникають досить швидко. Процеси ARMA (p, q) і ARIMA (p, d, q) є частковими випадками даного процесу при $d = 0$ і $d = 1$ відповідно.

Для даної роботи було вирішено побудувати ARIMA модель використовуючи параметр $d=1$. Досліджуючи часовий ряд, будемо модель виконуючи певні етапи:

- ідентифікація пробної моделі;
- оцінка параметрів моделі та діагностична перевірка адекватності моделі;
- використання моделі для прогнозування

Будуючи коректну модель часових рядів вимагається їх стаціонарність. Стаціонарний часовий ряд у широкому сенсі – це процес, для якого математичне сподівання та дисперсія існують і є сталими величинами, що не змінюються в часі, а автокореляційна функція залежить лише від різниці між двома моментами часу $t_1 - t_2 = \tau$ і не залежить від конкретного періоду часу.

Побудуємо ARIMA-модель, використовуючи аналітичний пакет STATISTICA, який використовують для аналізу, управління, добування та візуалізації даних. Одним з основних недоліків програми є відсутність можливості перевіряти ряд на наявність тренду, та робити висновки про його стаціонарність можливо тільки на основі візуального аналізу графіка ряду, спектрограми і корелограм АКФ і ЧАКФ. Спершу будемо графік вхідних даних – графік цін криптовалюти Bitcoin. В більшості часових рядів члени ряду залежать один від одного, що можна побачити на малюнку 3.1.



Рис.3.1. Графік цін Bitcoin

На малюнку 3.1 спостерігаються нерівномірні коливання, які в свою чергу призводять до збільшення амплітуди. Виникає потреба провести логарифмізацію вхідних даних ,щоб отримати більш рівномірну амплітуду(мал. 3.2)



Рис.3.2. Графік логарифмованих значень Bitcoin

На графіку логарифмованих значень(мал. 3.2) ми спостерігаємо, що мета перетворення отримана , амплітуда коливань стала більш стабільною і ряд готовий для подальшого дослідження. Щоб ідентифікувати ARIMA-модель побудуємо автокореляційну функцію та функцію часткової автокореляції (мал.3.3-3.4).

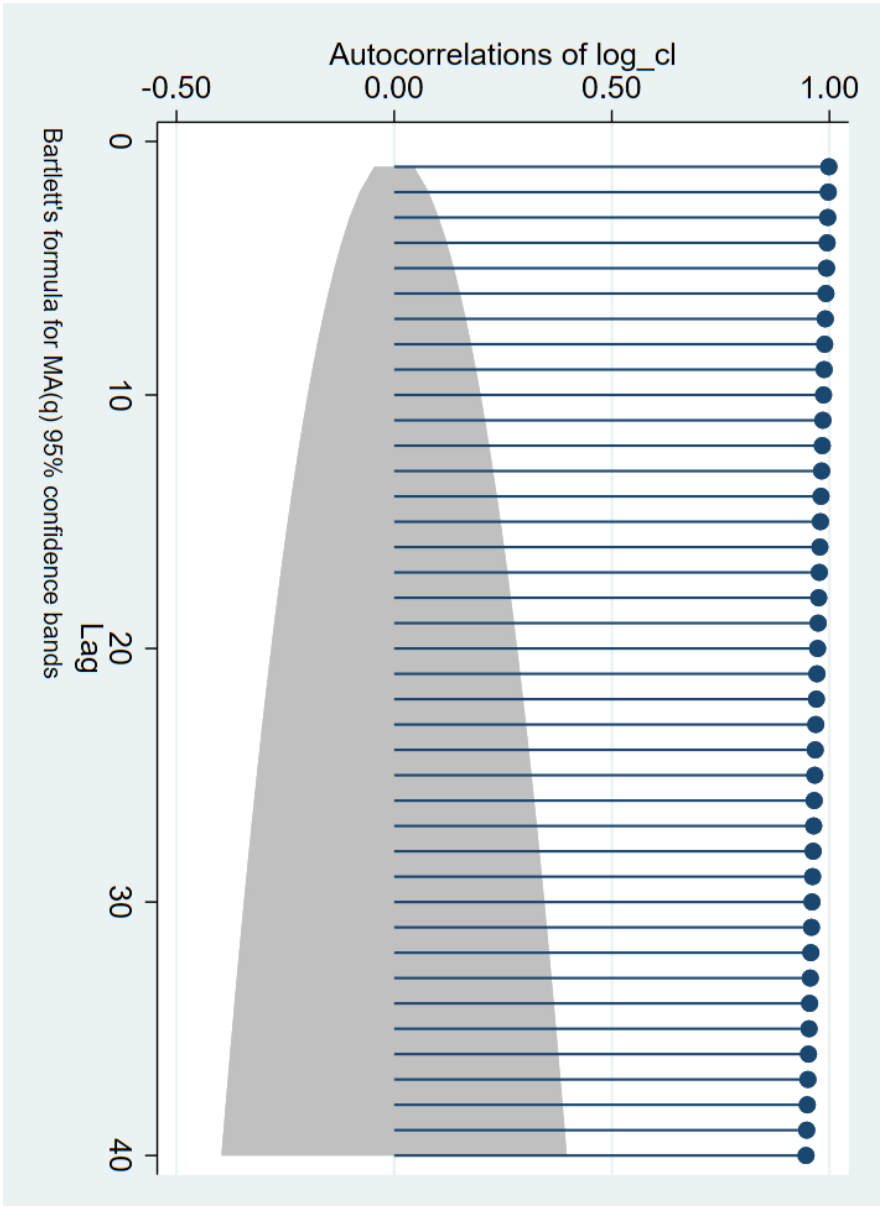


Рис.3.3. Автокореляційна функція для логарифмованих значень Bitcoin

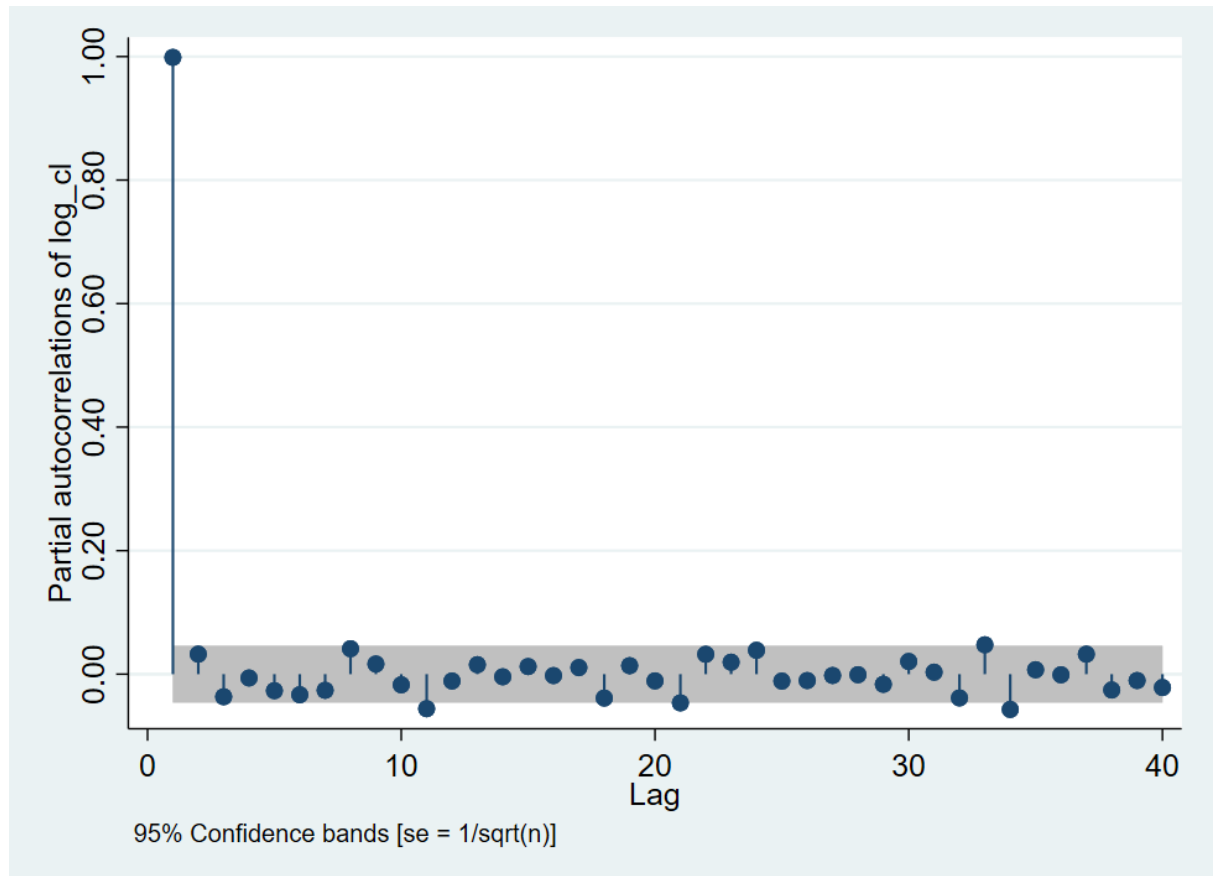


Рис. 3.4. Часткова автокореляційна функція логарифмованих значень Bitcoin

На корелограмі автокореляційної функції можемо побачити сильну кореляційну залежність рівнів ряду (рис. 3.3). На графіку корелограми часткової автокореляційної функції (рис. 3.4), можемо бачити, що всі коефіцієнти автокореляції, не є статистично значущими. З даних корелограм видно, що даний ряд містить тренд, тобто не є стаціонарним. Щоб перевірити ряд на стаціонарність застосовуємо різні параметричні, непараметричні та напівпараметричні тести, і використаємо кілька, щоб підтвердити гіпотезу нестационарності даного ряду. Одним з існуючих методів є метод Фостера-Стюарта. Він має перевагу тому, що за його допомогою можливо встановити наявність тренду не лише часового ряду, проте і визначити його в значенні дисперсії рівнів, що є важливим для прогностичного аналізу. Якщо тренд дисперсії відсутній, то розкид рівнів ряду постійний, якщо ж тренд дисперсії відстежується, то дисперсія збільшується або зменшується.

Щоб проаналізувати досліджуваний ряд визначають величини k_t і l_t . Шляхом послідовного порівняння рівнів знаходимо їх значення. У випадку коли який-небудь рівень ряду перевищує по своїй величині кожен з попередніх рівнів, то величині k_t присвоюється значення 1, в інших випадках вона дорівнює 0. Для використання методу Форстера-Стюарта, необхідно виконати чотири етапи. Перший етап передбачає "порівняння кожного рівня вихідного часового ряду, починаючи з другого рівня, з усіма попередніми, і визначення двох числових послідовностей":

$$k_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_t \text{ більше всіх попередніх значень } 0, \text{ у зворотному напрямку} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (3.1)$$

$$l_t = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_t \text{ менше всіх попередніх значень } 0, \text{ у зворотному напрямку} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$t = 2, 3, \dots, n.$$

На другому етапі передбачається, що розраховані значення s та d :

$$s = \sum_{t=2}^n (k_t + l_t),$$

$$d = \sum_{t=2}^n (k_t - l_t),$$

Мал.3.5 Формули s та d

Важливо зазначити, що величина s , яка характеризує зміну часового ряду, приймає значення від 0 (всі рівні ряду однакові) до $n - 1$ (ряд монотонний).

Величина d характеризує зміну дисперсії рівнів часового ряду і змінюється від $-(n - 1)$ (ряд поступово зменшується) до $(n - 1)$ (ряд поступово зростає).

Третій етап передбачає перевірку гіпотези про випадковість:

- відхилення значення s від μ - математичного сподівання значення s для ряду, в якому рівні розташовані випадковим чином;
- відхилення значення d від нуля.

Таку перевірку пропонується здійснювати за допомогою розрахованих значень t -критерію Стьюдента для визначення середньої величини та для розрахунку показника дисперсії:

$$t_s = \frac{|s - \mu|}{\sigma_1}; \quad \sigma_1 = \sqrt{21n_n - 3,4253}$$

$$t_d = \frac{|d - 0|}{\sigma_2}; \quad \sigma_2 = \sqrt{21n_n - 0,8456}$$

Мал. 3.6 Формула розрахунку показника ts та td

де μ - математичне сподівання величини i визначається для ряду, в якому рівні розташовані випадковим чином;

σ_1 - середньоквадратичне відхилення для величини s ;

σ_2 - середньоквадратичне відхилення для величини d .

На четвертому етапі використання моделі прогнозування слід порівняти розраховані значення ts та td з табличним значенням t -критерію Стьюдента при заданому рівні значущості α . Якщо розраховане значення t менше

табличного значення ta , то значення ta , то гіпотеза про відсутність певної тенденції підтверджується, якщо розрахункове значення більше, то тенденція існує.

Слід зазначити, що якщо значення (ts) визначено більшим за табличне значення (ta) , а нерівність $(td) < (ta)$ виконується, то можна зробити висновок, що для даного часового ряду в середньому існує тренд. В той же час, можна стверджувати, що тренд дисперсії рівнів ряду відсутній.

За допомогою тесту Дікі -Фулера перевіримо наш ряд. Згідно цього ми використаємо різниці нашого ряду першого порядку і розрахуємо параметри певних рівнянь, а саме: рівняння тестової регресії без константи та тренду (мал.3.7); рівняння регресії з константою, але без тренду (мал.3.7); рівняння регресії з константою та лінійним трендом (мал.3.7).

$$\Delta y_t = b \cdot y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

$$\Delta y_t = b_0 + b \cdot y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

$$\Delta y_t = b_0 + b_1 \cdot t + b \cdot y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

Мал.3.7 Формули рівнянь

де: $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$;

y_t - часовий ряд фактичних даних;

y_{t-1} - часовий ряд, зрушений на один крок;

b, b_0, b_1 – параметри регресії;

ε_t – випадкова похибка.

У кожної з регресій існують свої критичні значення DF-статистики. Для того, щоб знайти параметрів для регресій скористаємося можливостями Statistica. Так, було отримано наступні значення параметрів для рівняння тестової регресії без константи та тренду (мал. 3.8).

```
. dfuller log_cl, regress trend
```

Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 1826

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
Z(t)	-1.244	-3.960	-3.410	-3.120

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.9011

D.log_cl	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
log_cl						
L1.	-.0021749	.0017484	-1.24	0.214	-.005604	.0012542
_trend	1.77e-06	2.74e-06	0.65	0.518	-3.60e-06	7.14e-06
_cons	.0195764	.0149761	1.31	0.191	-.0097956	.0489484

Рис. 3.8. Параметри рівняння регресії без константи та тренду

Тест Дікі-Фуллера на стаціонарність (регресія без тренду та константи). Оскільки р-значення $> 0,05$, ми не можемо відхилити нульову гіпотезу про стаціонарність даних. Отже, $tsset$ є нестаціонарним.

Отримаємо наступні значення параметрів для рівняння регресії з константою, але без тренду (мал. 3.9).

```
. dfuller log_cl, trend
```

Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 1826

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
Z(t)	-1.244	-3.960	-3.410	-3.120

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.9011

Рис. 3.9. Тест Дікі-Фуллера на стаціонарність

Тест Дікі-Фуллера на стаціонарність. Оскільки p -значення $> 0,05$, ми не можемо відкинути нульову гіпотезу про стаціонарність даних, навіть якщо виключити з `tsset` тренд та константу. Отже, `tsset` є нестаціонарним.

```
. dfuller log_cl, noconst
```

Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 1826

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
$z(t)$	0.286	-2.580	-1.950	-1.620

```
. dfuller log_cl, trend
```

Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 1826

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
$z(t)$	-1.244	-3.960	-3.410	-3.120

MacKinnon approximate p-value for $z(t) = 0.9011$

Рис.3.10. Тест Дікі-Фуллера на стаціонарність (без константи)

Тест Дікі-Фуллера на стаціонарність (без константи) Оскільки p -значення $> 0,05$, ми не можемо відкинути нульову гіпотезу про стаціонарність даних шляхом виключення постійної компоненти з `tsset`. Отже, `tsset` є нестаціонарним.

Отже, за результатами проведених тестів Дікі-Фулера було підтверджено те, що процес є нестаціонарним. Для того, щоб усунути залежності виконаємо диференціювання ряду з лагом 1, в результаті чого кожен елемент перетвореного ряду буде представляти різницю між своїм попереднім і наступним значеннями (мал. . 3.11).

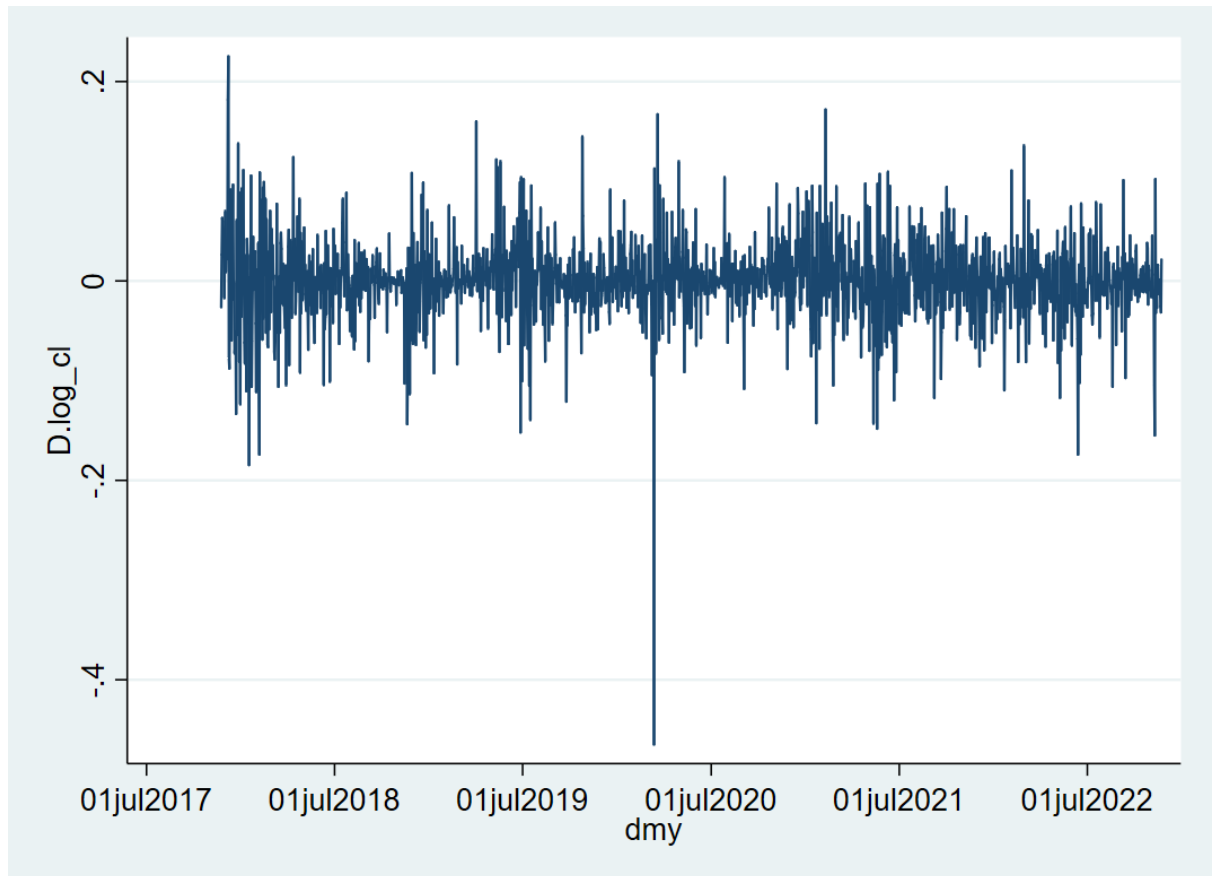


Рис.3.11. Графік змінної Bitcoin після взяття перших різниць

Розглянемо відповідні автокореляційні та часткові автокореляційні функції (рис. 3.12-3.13).

На коррелограмах 3.12-3.13 можемо побачити, що було усунуто трендову складову з моделі, оскільки отримані значення автокореляційної функції наближаються до 0 та не є значущими, з чого можемо зробити висновок, що ряд є стаціонарним. На основі розвідувального аналізу, можемо проаналізувати, що несезонна модель (з лагом 1) досить добре підходить для перетвореного ряду. Отже, будуватимемо ARIMA-модель для ряду в перших різницях, для чого проведемо оцінку параметрів змінного середнього моделі ARIMA: d , p та q .

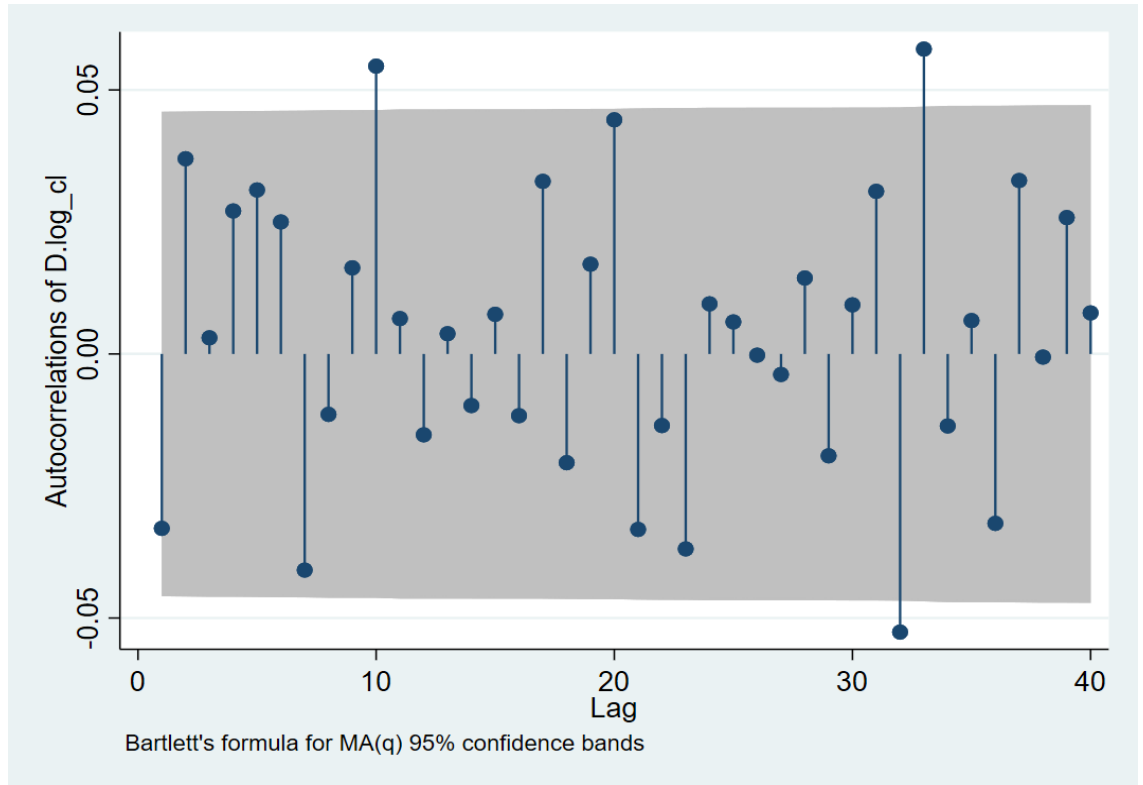


Рис.3.12. Автокореляційна функція після взяття перших різниць

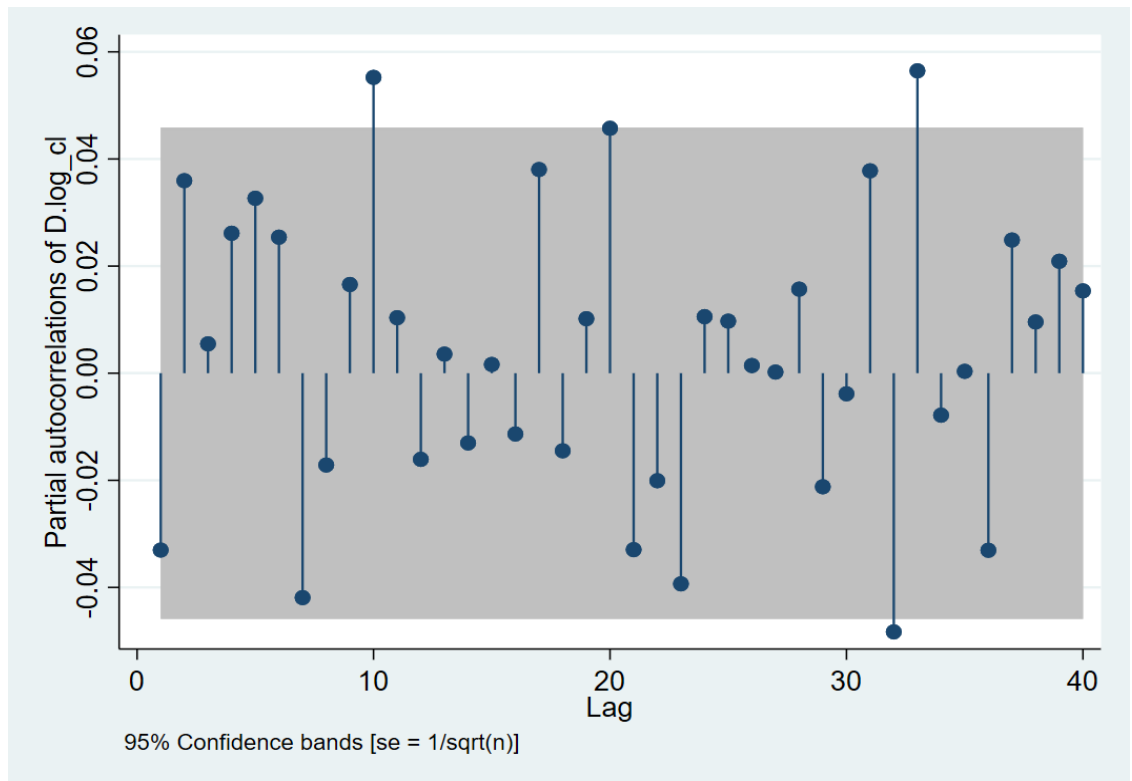


Рис. 3.13. Часткова автокореляційна функція після взяття перших різниць

Оскільки ми зробили висновок про наявність в моделі довготривалої пам'яті, то параметр $d = 1$. Наступним кроком розглянемо різні типи моделей, оцінимо їх статистики та оберемо ту, яка краще опише вхідний ряд. Після процедури оцінювання ARIMA (1, 1, 0), отримуємо наступні результати (мал. 3.14).

	a000 b/se	a100 b/se	a110 b/se	a011 b/se	a101 b/se	a111 b/se
log_cl						
_cons	9.5754*** (0.0202)	9.4824*** (0.5790)	0.0004 (0.0009)	0.0004 (0.0009)	9.4793*** (0.5895)	0.0004 (0.0010)
sigma						
_cons	0.8258*** (0.0219)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)
ARMA						
L.ar		0.9985*** (0.0012)	-0.0330** (0.0166)		0.9986*** (0.0012)	-0.7017*** (0.2132)
L.ma				-0.0307* (0.0166)	-0.0302* (0.0166)	0.6686*** (0.2209)
Log-likelihood	-2,243	3,262	3,263	3,263	3,263	3,264
Obs	1827	1827	1826	1826	1827	1826
Akaike	4489.23	-6518.07	-6520.67	-6520.53	-6517.85	-6520.59

Рис.3.14. Результати процедури оцінювання Arima

Таблиця з ARIMA (лаги не більше 1); (ARIMA {000,100,110,011,101,111}, де перше число - p, друге - i, третє - q). Найкращий (мінімум критерію Akaike) - ARIMA(1,1,0) & ARIMA (1,1,1).

Результати є незначущими, тому продовжимо підбирати параметри (мал 3.15)

	a210 b/se	a211 b/se	a112 b/se	a012 b/se	a212 b/se	a220 b/se	a022 b/se
log_cl _cons	0.0004 (0.0010)	0.0004 (0.0011)	0.0004 (0.0011)	0.0004 (0.0010)	0.0004 (0.0011)	-0.0000 (0.0005)	-0.0000 (0.0000)
ARMA							
L.ar	-0.0318* (0.0165)	0.7422*** (0.1590)	0.7958*** (0.1520)		0.4319 (0.3158)	-0.7094*** (0.0127)	
L2.ar	0.0359* (0.0202)	0.0555*** (0.0185)			0.3901 (0.3148)	-0.3284*** (0.0141)	
L.ma		-0.7760*** (0.1604)	-0.8288*** (0.1543)	-0.0321* (0.0166)	-0.4636 (0.3210)		-1.0291*** (0.0169)
L2.ma			0.0542*** (0.0184)	0.0353* (0.0201)	-0.3358 (0.3201)		0.0327* (0.0170)
sigma							
_cons	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0465*** (0.0004)	0.0405*** (0.0003)
Log-likeli~d	3,265	3,265	3,265	3,264	3,266	3,008	3,258
Obs	1826	1826	1826	1826	1826	1825	1825
Akaike	-6521.03	-6520.73	-6520.62	-6520.94	-6519.15	-6008.10	-6507.08

Рис.3.15. Таблиця з можливими ARIMA з максимум 2 лагами

Найкращими є ARIMA{211,112, 210 (не дуже статистично значущі AR(2) лаги).

	a110 b/se	a111 b/se	a112 b/se	a211 b/se	a112 b/se
log_cl _cons	0.0004 (0.0009)	0.0004 (0.0010)	0.0004 (0.0011)	0.0004 (0.0011)	0.0004 (0.0011)
ARMA					
L.ar	-0.0330** (0.0166)	-0.7017*** (0.2132)	0.7958*** (0.1520)	0.7422*** (0.1590)	0.7958*** (0.1520)
L2.ar				0.0555*** (0.0185)	
L.ma		0.6686*** (0.2209)	-0.8288*** (0.1543)	-0.7760*** (0.1604)	-0.8288*** (0.1543)
L2.ma			0.0542*** (0.0184)		0.0542*** (0.0184)
sigma					
_cons	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)	0.0405*** (0.0003)
Log-likeli~d	3,263	3,264	3,265	3,265	3,265
Obs	1826	1826	1826	1826	1826
Akaike	-6520.67	-6520.59	-6520.62	-6520.73	-6520.62

Рис.3.16. Результати процедури оцінювання Arima 2

Отже, давайте порівняємо найкращі з них.

Як на мене, найкращою є $ARIMA(2,1,1)$, оскільки її змінні мають найменше стандартне відхилення (в дужках), а її AIC є найменшим серед усіх

З отриманих оцінок, можемо зробити висновок, що вони є статистично значущими та досить непогано описують вхідні дані. Для вибору кращої моделі здійснимо прогноз моделі $ARIMA(2, 1, 1)$.

3.2 Прогнозування курсу криптовалюти Bitcoin

Використовуючи дані Bitcoin за 5 років, на основі моделі $ARIMA(2,1,1)$ розробимо прогноз за допомогою Gretl.

Пакет програм GRETЛ (GNU Regression Econometrics and Time Series Library), існує інструментарієм для практичної реалізації складних обчислювальних процедур економетричного моделювання.

На початку роботи з GRETЛ відкриваємо набір статистичних даних часового ряду, спостереження показників Bitcoin з фіксацією періодичності 5 років. (Додаток)

Згідно отриманої моделі, обчислимо прогнози, починаючи з останнього спостереження. Таблиці результатів містять прогнозні 38 значень та їх довірчі інтервали. (рис. 3.17)

Прогноз здійснили з 23.11.2022 до 31.12.2022, оскільки прогнозування за моделлю $ARIMA$ здійснюється на незначний період часу.

Ми отримали передбачувані значення, стандартне відхилення, верхню та нижні межі.

Дата	передбачення	стандартне відхилення	верхня межа	нижня межа
23.11.2022	9,686203	0,04047	9,60688	-9,76552
24.11.2022	9,685876	0,056273	9,57558	-9,79617
25.11.2022	9,685591	0,069234	9,5499	-9,82129
26.11.2022	9,685437	0,080549	9,52757	-9,84331
27.11.2022	9,685384	0,090775	9,50747	-9,8633
28.11.2022	9,685411	0,100196	9,48903	-9,88179
29.11.2022	9,685505	0,108981	9,47191	-9,8991
30.11.2022	9,685652	0,117244	9,45586	-9,91545
01.12.2022	9,685842	0,125064	9,44072	-9,93096
02.12.2022	9,686067	0,132503	9,42637	-9,94577
03.12.2022	9,686321	0,139608	9,4127	-9,95995
04.12.2022	9,686598	0,146415	9,39963	-9,97357
05.12.2022	9,686894	0,152957	9,3871	-9,98668
06.12.2022	9,687205	0,159259	9,37506	-9,99935
07.12.2022	9,687528	0,165344	9,36346	-10,0116
08.12.2022	9,687861	0,171231	9,35226	-10,0235
09.12.2022	9,688202	0,176935	9,34142	-10,035
10.12.2022	9,68855	0,182473	9,33091	-10,0462
11.12.2022	9,688903	0,187856	9,32071	-10,0571
12.12.2022	9,689261	0,193095	9,3108	-10,0677
13.12.2022	9,689621	0,198202	9,30115	-10,0781
14.12.2022	9,689985	0,203185	9,29175	-10,0882
15.12.2022	9,690351	0,208051	9,28258	-10,0981
16.12.2022	9,690719	0,212809	9,27362	-10,1078
17.12.2022	9,691088	0,217465	9,26486	-10,1173
18.12.2022	9,691459	0,222026	9,2563	-10,1266
19.12.2022	9,69183	0,226495	9,24791	-10,1358
20.12.2022	9,692203	0,23088	9,23969	-10,1447
21.12.2022	9,692576	0,235183	9,23163	-10,1535
22.12.2022	9,692949	0,23941	9,22372	-10,1622
23.12.2022	9,693323	0,243564	9,21595	-10,1707
24.12.2022	9,693697	0,247648	9,20832	-10,1791
25.12.2022	9,694072	0,251667	9,20081	-10,1873
26.12.2022	9,694447	0,255623	9,19344	-10,1955
27.12.2022	9,694822	0,259519	9,18617	-10,2035
28.12.2022	9,695197	0,263357	9,17903	-10,2114
29.12.2022	9,695572	0,267141	9,17199	-10,2192
30.12.2022	9,695948	0,270871	9,16505	-10,2268
31.12.2022	9,696323	0,274551	9,15821	-10,2344

Рис. 3.17. Таблиця прогнозних значень моделі ARIMA (2, 1, 1) для змінної Bitcoin

Отримані результати ми можемо також побачити побудувавши графік прогнозованих значень.(Рис.3.18)

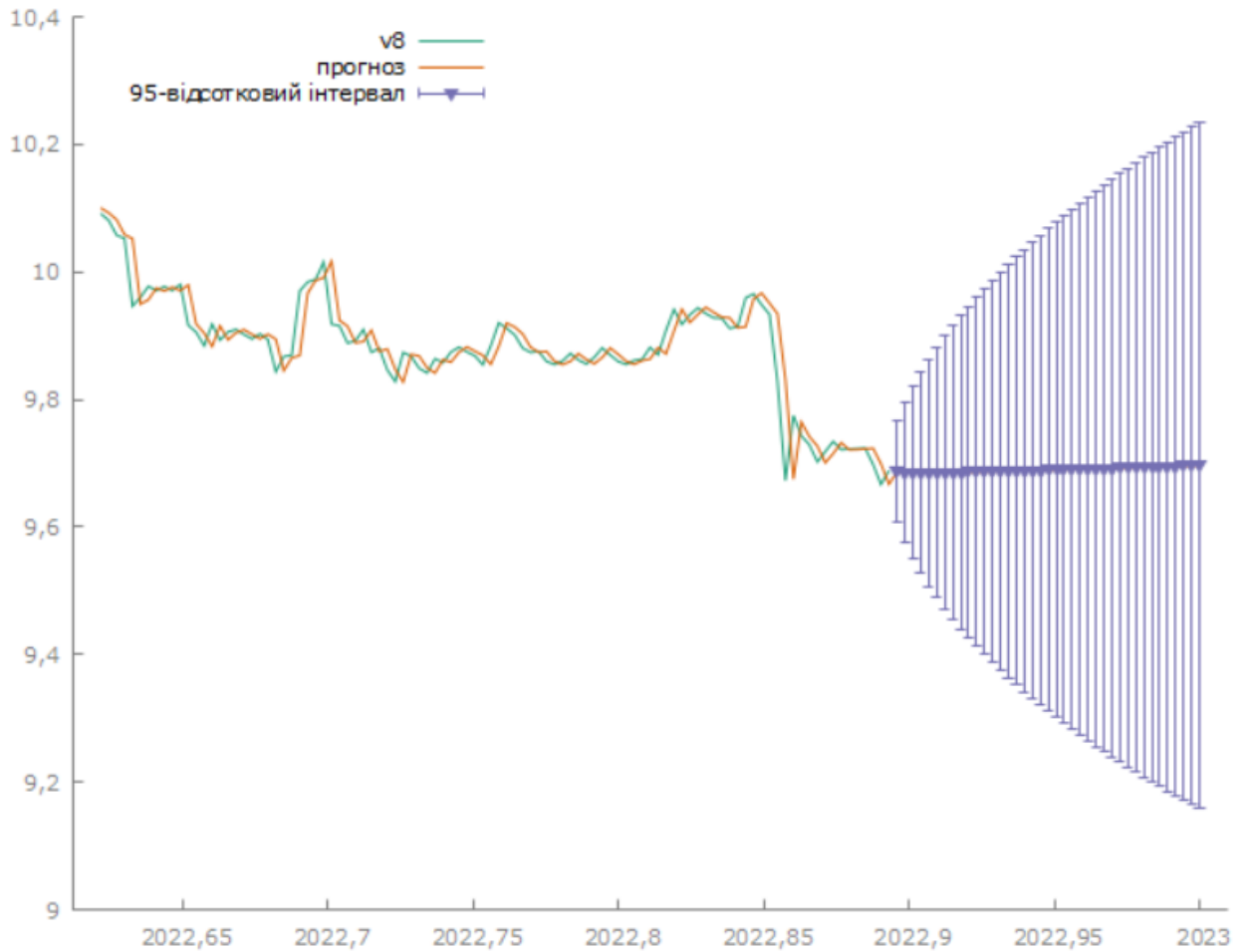


Рис.3.18. Графік прогнозованих значень для змінної Bitcoin

Для того, щоб перевірити достовірність отриманих значень, перевіримо модель на адекватність, шляхом порівняння отриманих нами прогнозних значень з фактичними за цей період. Дані наведені на мал. 3.19.-3.20.

	Btc (close)	передбачення
15.08.2022	10,0915	10,100393
16.08.2022	10,080935	10,092653
17.08.2022	10,057753	10,081845
18.08.2022	10,052457	10,058732
19.08.2022	9,94643	10,052186
20.08.2022	9,960155	9,949587
21.08.2022	9,977394	9,956333
22.08.2022	9,971095	9,974684
23.08.2022	9,977114	9,970237
24.08.2022	9,970914	9,975971
25.08.2022	9,980491	9,970647
26.08.2022	9,916405	9,979692
27.08.2022	9,905572	9,918559
28.08.2022	9,884142	9,90413
29.08.2022	9,918278	9,883223
30.08.2022	9,893276	9,915297
31.08.2022	9,905972	9,893779
01.09.2022	9,909824	9,904622
02.09.2022	9,901975	9,909427
03.09.2022	9,895057	9,902221
04.09.2022	9,902823	9,895123
05.09.2022	9,894062	9,902304
06.09.2022	9,843614	9,894462
07.09.2022	9,867359	9,84522
08.09.2022	9,869405	9,86508
09.09.2022	9,970265	9,86896
10.09.2022	9,98417	9,9667
11.09.2022	9,988254	9,986605
12.09.2022	10,015496	9,990853
13.09.2022	9,918214	10,016895
14.09.2022	9,91547	9,924176
15.09.2022	9,888435	9,914868
16.09.2022	9,892052	9,888806
17.09.2022	9,909846	9,890793
18.09.2022	9,874033	9,908544
19.09.2022	9,88043	9,875297
20.09.2022	9,84643	9,879284
21.09.2022	9,828085	9,847121
22.09.2022	9,873727	9,827431
23.09.2022	9,867738	9,870734
24.09.2022	9,848873	9,868227
25.09.2022	9,841723	9,849634
26.09.2022	9,863846	9,841585
27.09.2022	9,857996	9,86267
28.09.2022	9,874405	9,858585
29.09.2022	9,881909	9,874058
30.09.2022	9,874665	9,882373
01.10.2022	9,868487	9,875763
02.10.2022	9,854513	9,869222
03.10.2022	9,884487	9,855289
04.10.2022	9,92019	9,883376
05.10.2022	9,911491	9,91986
06.10.2022	9,901258	9,913586
07.10.2022	9,880569	9,902823

Рис. 3.19. Фактичні та прогнозовані дані курсу Bitcoin з 15 серпня по 7 жовтня 2022 р.

08.10.2022	9,873882	9,881992
09.10.2022	9,875419	9,87414
10.10.2022	9,859613	9,875272
11.10.2022	9,854897	9,860195
12.10.2022	9,860447	9,854707
13.10.2022	9,872147	9,859926
14.10.2022	9,861918	9,871731
15.10.2022	9,855747	9,862667
16.10.2022	9,866206	9,856045
17.10.2022	9,88077	9,865817
18.10.2022	9,869642	9,880632
19.10.2022	9,859511	9,870796
20.10.2022	9,855019	9,860208
21.10.2022	9,861231	9,855225
22.10.2022	9,863092	9,861007
23.10.2022	9,8816	9,863277
24.10.2022	9,870219	9,881297
25.10.2022	9,908269	9,871472
26.10.2022	9,941286	9,907399
27.10.2022	9,917678	9,941682
28.10.2022	9,93282	9,920691
29.10.2022	9,943596	9,933413
30.10.2022	9,934773	9,944607
31.10.2022	9,927974	9,936531
01.11.2022	9,927462	9,929154
02.11.2022	9,911431	9,928093
03.11.2022	9,913932	9,912511
04.11.2022	9,959264	9,913872
05.11.2022	9,96565	9,957899
06.11.2022	9,948771	9,966966
07.11.2022	9,933183	9,950793
08.11.2022	9,827754	9,934419
09.11.2022	9,672865	9,831489
10.11.2022	9,774902	9,675227
11.11.2022	9,742984	9,764767
12.11.2022	9,729086	9,741936
13.11.2022	9,702189	9,727048
14.11.2022	9,718254	9,700822
15.11.2022	9,734158	9,715234
16.11.2022	9,721333	9,732244
17.11.2022	9,722416	9,721239
18.11.2022	9,723031	9,721671
19.11.2022	9,723855	9,722569
20.11.2022	9,69842	9,723579
21.11.2022	9,66696	9,699187
22.11.2022	9,688344	9,667284

Рис. 3.20. Фактичні та прогнозовані дані курсу Bitcoin з 8 жовтня по 22 листопада 2022 р.

Виходячи з отриманих результатів, можна зробити висновок, що модель є адекватною та досить чітко спрогнозувала значення, оскільки похибка у фактичних та прогнозованих значеннях складає менше 5 %. Проте не можемо сказати, що вона підійде для довгострокового прогнозування, так як не враховує значних коливань курсу, які можуть відбуватися на міжнародному ринку, однак вона досить успішно підходить у застосовуванні для короткострокових прогнозувань.

ВИСНОВКИ

Криптовалютній індустрії виповнилося всього 13 років з моменту створення першого Біткоїна (Bitcoin) у 2009 році. За цей час біткоїн значно виріс в ціні, було створено понад 100 блокчейнів та понад 10,000 криптовалют, вартість всього ринку оцінюється в трильйони доларів, а сама індустрія невпинно розвивається.

Криптовалютна індустрія досить доступна та дає можливість будь-кому (від студента до людини похилого віку) з будь-якої точки світу зануритися у сферу та спромогтися отримати тут прибуток. У цій індустрії є багато різних способів заробляти: трейдинг, майнінг, активності з нагородами, інвестування та багато іншого. Прибуток є ключовою мотивацією. Але, не все так просто, є нюанси. Кожному початківцю необхідно знати певні факти та розуміти правила гри.

Для того, щоб ми могли інвестувати наші кошти у криптовалюту, нам потрібно аналізувати ринок, та прогнозувати курс криптовалюти. На прикладі Bitcoin у програмному пакеті Statistica та Gretl ми реалізували ARIMA модель і отримали прогнози оцінки курсу Bitcoin на короткостроковий період. Похибка перших отриманих значень є меншою 5%, що свідчить про якісний прогноз.

Отже, дана модель матиме значний економічний ефект, також допомагатиме інвесторам і трейдерам визначитись з часом та кількістю продажі або ж купівлі біткоїна. Оскільки тоді, коли ми знаємо про коливання курсу можна обрати найвигідніший варіант при купівлі або продажу криптовалюти. Окрім цього, цю модель також можна використовувати і для іншої криптовалюти, внівши незначні зміни. В подальшому, для вдосконалення можна використати фактори, які впливають на зміну курсу, такі як популярність та згадки у соціальних мережах, що досить сильно впливає на покупку певної криптовалюти.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Дученко М. М. Вплив криптовалют на економіку країни / М. М. Дученко, Т. В. Павленко. // ЕКОНОМІКА І СУСПІЛЬСТВО. – 2018. – №19. – С.1002–1009.
2. Корнеєв В.В., Чеберяко О.В. Криптовалюти: ера і сфера фінансових інновацій. Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. 2018. №196. С. 40–46.
3. Дохідність 149-214%: топ-5 прибуткових криптовалют 2020 року [Електронний ресурс]. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://minfin.com.ua/ua/2020/06/18/47186138/>.
4. Bitcoin (КРИПТОВАЛЮТА) [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ru.tradingview.com/ideas/bitcoin/>.
5. Капіталізація ринку криптовалют [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ru.investing.com/crypto/charts>.
6. ЭФИРИУМ (КРИПТОВАЛЮТА) [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://ru.tradingview.com/ideas/ethereum/>.
7. Сословський В.Г., Косовський І.О. Ринок криптовалют як система. *Financial and credit activity: problems of theory and practice*. 2016. С. 236-246.
8. Спільна заява фінансових регуляторів щодо статусу криптовалюти в Україні. Офіційний веб-сайт НБУ. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/spilna-zayava-finansovih-regulyatoriv-schodo-statusu-kriptovalyut-v-ukrayini> (дата звернення: 10.11.2022)
9. Проект закону про обіг криптовалюти в Україні від 06.10.2017. Офіційний веб-портал Верховної Ради України. URL: http://w1.c1.rada.gov.ua/pls/zweb2/webproc4_1?pf3511=62684(дата звернення: 11.11.2022)

10. Глобальне прийняття криптовалют: веб-сайт. URL: <https://triple-a.io/crypto-ownership/> (дата звернення: 01.11.2022).
11. Демиргуч-Кунт А., Клеппер Л. Доступ до банківських послуг. Міжнародний Валютний Фонд. 2012: URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/2012/09/pdf/picture.pdf> (дата звернення: 02.11.2022)
12. Карчева Г.Т., Нікітчук С. М. Віртуальні інноваційні валюти як валюти майбутнього. *Фінансовий простір*. 2015. С. 24–30.
13. Лук'янов В.С. Зародження ринку криптовалюти в інформаційно мережевій парадигмі. *Актуальні проблеми економіки*. 2014. № 8 (158). С. 436– 441.
14. Чумаченко Д. І. Математичні моделі та методи прогнозування епідемічних процесів: монографія / Д. І. Чумаченко, Т. О. Чумаченко. – Харків: ТОВ "Планета-Прінт", 2020. – 180 с.
15. Трансформаційні процеси у фінансовому секторі національної економіки: теорія, методологія та моделювання : монографія / авт. кол.; за заг. ред. д-ра екон. наук, проф. О. І. Барановського. Київ : ДВНЗ«Університет банківської справи», 2017. С. 353-355
16. Метод Фостера - Стьюарта [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу:
https://studme.org/163308269278/ekonomika/metod_fostera_styuarta.
17. Трансформаційні процеси у фінансовому секторі національної економіки: теорія, методологія та моделювання : монографія / авт. кол.; за заг. ред. д-ра екон. наук, проф. О. І. Барановського. Київ : ДВНЗ«Університет банківської справи», 2017. С. 353-355.
18. Запорожчук Т. Моделювання та прогнозування ціни на ринку нафти засобами ARIMA-моделі. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу:
<https://phm.cuspu.edu.ua/nauka/konferentsii/fizyka-tekhnolohii-navchannia/1>

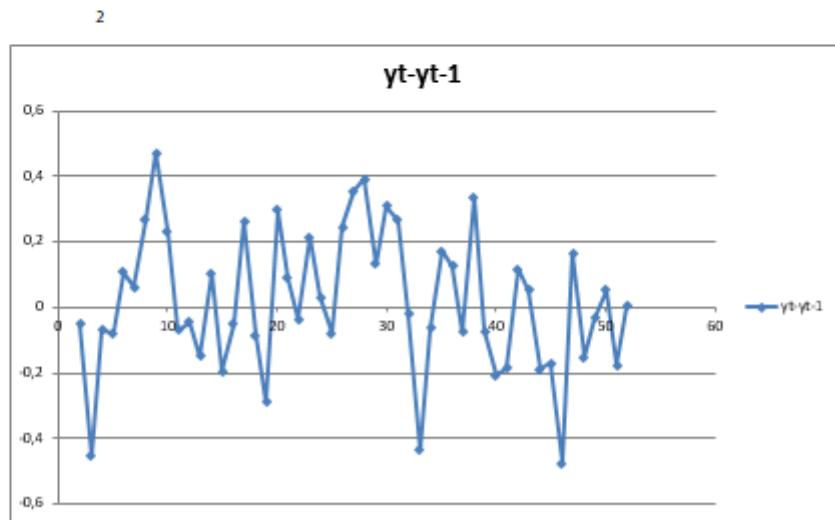
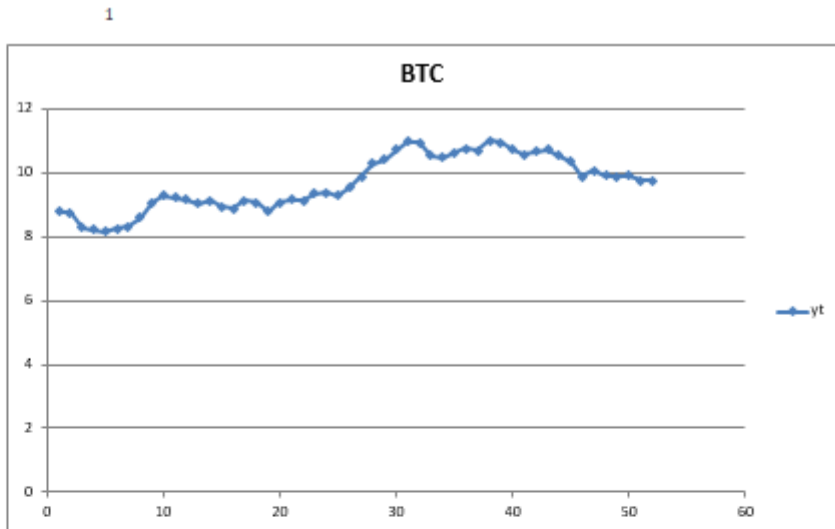
- 04-2018/matematyka-statystyka-osvitni-vymiriuvannia/1413-modelyuvannya-taprohnozuvannya-tsiny-na-rynku-nafty-zasobamy-arima-modeli.html.
19. Дані цін біткоїна в режимі реального часу. Coinmarketcap: веб-сайт. URL: <https://coinmarketcap.com/> (дата звернення: 12.11.2022)
 20. Statistica. A brief tutorial. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <http://www2.psych.utoronto.ca/courses/c1/statistica/page1.htm>
 21. Dell Statistica Help. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://documentation.statsoft.com/STATISTICAHelp.aspx?path=common/AboutSTATISTICA/ElectronicManualIndex>
 22. Example 2: Single Series ARIMA. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://documentation.statsoft.com/STATISTICAHelp.aspx?path=TimeSeries/TimeSeries/Examples/Example2SingleSeriesARIMA>
 23. Applied Time Series Analysis for Fisheries and Environmental Sciences. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://nwfsctimeseries.github.io/atsa-labs/>
 24. Dickey–Fuller test. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: https://en.wikipedia.org/wiki/Dickey%E2%80%93Fuller_test
 25. ADF — Augmented Dickey Fuller Test. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.statisticshowto.datasciencecentral.com/adfaugmented-dickey-fuller-test/>
 26. Zaiontz C. Dickey-Fuller Test. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <http://www.real-statistics.com/time-series-analysis/stochastic-processes/dickey-fuller-test/>
 27. Прогнозування та аналіз часових рядів. Методичні вказівки до практичних занять та самостійної роботи студентів спеціальності 051 «Економіка» освітня програма «Економічна кібернетика», «Економічна аналітика» / Укл.: Юрченко М. Є. – Чернігів: ЧНТУ, 2018. – 88 с.

28. Introduction to ARIMA: nonseasonal models [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://people.duke.edu/~rnau/411arim.htm>.
29. Mária Bohdalová. FINANCIAL MARKETS DURING ECONOMIC CRISIS / Mária Bohdalová, Michal Greguš. // E-Leader Tallinn. – 2009.
30. A. Yu. Mikhailov. Cryptocurrency Market Development: Hurst Method / A. Yu. Mikhailov. // CRYPTOCURRENCY. – 2020. – С. 81–91.
31. Guglielmo Maria Caporale. Persistence in the cryptocurrency market / Guglielmo Maria Caporale, LuisGil-Alana, AlexPlastun. // Research in International Business and Finance. – 2018. – С. 141–148.
32. V. Derbentsev. Modelling multifractal properties of cryptocurrency market / V. Derbentsev, L. Kibalnyk, Yu. Radzihovska. // Periodicals of Engineering and Natural Sciences. – 2019. – №2. – С. 690–701.
33. What is Bitcoin? [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <https://www.investopedia.com/terms/b/bitcoin.asp>.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК

Вхідні дані		
t	yt	Log
1	6625,6	8,7987
2	6317,6	8,7511
3	4017,3	8,2984
4	3742,7	8,2276
5	3457,8	8,1484
6	3854,8	8,2571
7	4105,4	8,3201
8	5350,7	8,585
9	8574,5	9,0565
10	10817	9,2889
11	10086	9,2189
12	9630,7	9,1727
13	8293,9	9,0233
14	9199,6	9,1269
15	7569,6	8,9319
16	7193,6	8,8809
17	9350,5	9,1432
18	8599,5	9,0595
19	6438,6	8,7701
20	8658,6	9,0663
21	9461,1	9,1549
22	9138	9,1202
23	11323	9,3346
24	11681	9,3657
25	10784	9,2859
26	13781	9,531
27	19626	9,8846
28	29002	10,275
29	33114	10,408
30	45138	10,717
31	58919	10,984
32	57750	10,964
33	37333	10,528
34	35041	10,464
35	41626	10,636
36	47167	10,761
37	43791	10,687
38	61319	11,024
39	57005	10,951
40	46306	10,743
41	38483	10,558
42	43193	10,673
43	45539	10,726
44	37715	10,538
45	31792	10,367
46	19785	9,8927
47	23337	10,058
48	20050	9,906
49	19432	9,8747
50	20496	9,928
51	17169	9,7508
52	17233	9,7546



t	yt	yt yt-1	Лаговые переменные								del yt	Y ^A	MAPE
			1	2	3	4	5	6	7	8			
1	8,79869												
2	8,7511	0,04759	0,45274	0,07079	0,07918	0,10868	0,06299	0,26493	0,47156	0,23234			
3	8,29836	0,45274	0,07079	0,07918	0,10868	0,06299	0,26493	0,47156	0,23234	0,07002	0,01187	8,73922	0,05313
4	8,22756	0,07079	0,07918	0,10868	0,06299	0,26493	0,47156	0,23234	0,07002	0,04616	0,11295	8,18541	0,00512
5	8,14839	0,07918	0,10868	0,06299	0,26493	0,47156	0,23234	0,07002	0,04616	0,14944	0,01766	8,2099	0,00755
6	8,25707	0,10868	0,06299	0,26493	0,47156	0,23234	0,07002	0,04616	0,14944	0,10364	0,01975	8,12863	0,01555
7	8,32006	0,06299	0,26493	0,47156	0,23234	0,07002	0,04616	0,14944	0,10364	0,19501	0,02711	8,28418	0,00431
8	8,58499	0,26493	0,47156	0,23234	0,07002	0,04616	0,14944	0,10364	0,19501	0,05095	0,01571	8,33577	0,02903
9	9,05655	0,47156	0,23234	0,07002	0,04616	0,14944	0,10364	0,19501	0,05095	0,26224	0,06609	8,65108	0,04477
10	9,28889	0,23234	0,07002	0,04616	0,14944	0,10364	0,19501	0,05095	0,26224	0,08373	0,11764	9,17419	0,01235
11	9,21887	0,07002	0,04616	0,14944	0,10364	0,19501	0,05095	0,26224	0,08373	0,28939	0,05796	9,34685	0,01388
12	9,17271	0,04616	0,14944	0,10364	0,19501	0,05095	0,26224	0,08373	0,28939	0,29623	0,01747	9,2014	0,00313
13	9,02327	0,14944	0,10364	0,19501	0,05095	0,26224	0,08373	0,28939	0,29623	0,08864	0,01152	9,16119	0,01528
14	9,12691	0,10364	0,19501	0,05095	0,26224	0,08373	0,28939	0,29623	0,08864	0,03474	0,03728	8,98599	0,01544
15	8,9319	0,19501	0,05095	0,26224	0,08373	0,28939	0,29623	0,08864	0,03474	0,21444	0,02586	9,15277	0,02473
16	8,88095	0,05095	0,26224	0,08373	0,28939	0,29623	0,08864	0,03474	0,21444	0,03107	0,04865	8,88325	0,00026
17	9,14319	0,26224	0,08373	0,28939	0,29623	0,08864	0,03474	0,21444	0,03107	0,07984	0,01271	8,86824	0,03007
18	9,05946	0,08373	0,28939	0,29623	0,08864	0,03474	0,21444	0,03107	0,07984	0,24518	0,06542	9,20861	0,01646
19	8,77007	0,28939	0,29623	0,08864	0,03474	0,21444	0,03107	0,07984	0,24518	0,35356	0,02089	9,03857	0,03062
20	9,0663	0,29623	0,08864	0,03474	0,21444	0,03107	0,07984	0,24518	0,35356	0,39051	0,07219	8,69788	0,04064
21	9,15494	0,08864	0,03474	0,21444	0,03107	0,07984	0,24518	0,35356	0,39051	0,13261	0,0739	9,1402	0,00161
22	9,1202	0,03474	0,21444	0,03107	0,07984	0,24518	0,35356	0,39051	0,13261	0,30975	0,02211	9,17705	0,00623
23	9,33463	0,21444	0,03107	0,07984	0,24518	0,35356	0,39051	0,13261	0,30975	0,26644	0,00867	9,11153	0,0239
24	9,3657	0,03107	0,07984	0,24518	0,35356	0,39051	0,13261	0,30975	0,26644	0,02003	0,0535	9,38813	0,00239
25	9,28586	0,07984	0,24518	0,35356	0,39051	0,13261	0,30975	0,26644	0,02003	0,43625	0,00775	9,37345	0,00943
26	9,53105	0,24518	0,35356	0,39051	0,13261	0,30975	0,26644	0,02003	0,43625	0,06336	0,01992	9,26595	0,02781
27	9,8846	0,35356	0,39051	0,13261	0,30975	0,26644	0,02003	0,43625	0,06336	0,17222	0,06117	9,59221	0,02958
28	10,2751	0,39051	0,13261	0,30975	0,26644	0,02003	0,43625	0,06336	0,17222	0,12496	0,0882	9,9728	0,02942
29	10,4077	0,13261	0,30975	0,26644	0,02003	0,43625	0,06336	0,17222	0,12496	0,07426	0,09742	10,3725	0,00338
30	10,7175	0,30975	0,26644	0,02003	0,43625	0,06336	0,17222	0,12496	0,07426	0,33666	0,03308	10,4408	0,02581
31	10,9839	0,26644	0,02003	0,43625	0,06336	0,17222	0,12496	0,07426	0,33666	0,07294	0,07727	10,7947	0,01722
32	10,9639	0,02003	0,43625	0,06336	0,17222	0,12496	0,07426	0,33666	0,07294	0,20787	0,06647	11,0504	0,00789
33	10,5276	0,43625	0,06336	0,17222	0,12496	0,07426	0,33666	0,07294	0,20787	0,18506	0,005	10,9589	0,04096
34	10,4643	0,06336	0,17222	0,12496	0,07426	0,33666	0,07294	0,20787	0,18506	0,11546	0,10883	10,4188	0,00435
35	10,6365	0,17222	0,12496	0,07426	0,33666	0,07294	0,20787	0,18506	0,11546	0,05288	0,01581	10,4485	0,01768
36	10,7614	0,12496	0,07426	0,33666	0,07294	0,20787	0,18506	0,11546	0,05288	0,18851	0,04296	10,6794	0,00762
37	10,6872	0,07426	0,33666	0,07294	0,20787	0,18506	0,11546	0,05288	0,18851	0,17083	0,03117	10,7926	0,00987
38	11,0238	0,33666	0,07294	0,20787	0,18506	0,11546	0,05288	0,18851	0,17083	0,47431	0,01853	10,6687	0,03222
39	10,9509	0,07294	0,20787	0,18506	0,11546	0,05288	0,18851	0,17083	0,47431	0,16513	0,08399	11,1078	0,01433
40	10,743	0,20787	0,18506	0,11546	0,05288	0,18851	0,17083	0,47431	0,16513	0,15182	0,0182	10,9327	0,01765
41	10,558	0,18506	0,11546	0,05288	0,18851	0,17083	0,47431	0,16513	0,15182	0,03131	0,05186	10,6912	0,01262
42	10,6734	0,11546	0,05288	0,18851	0,17083	0,47431	0,16513	0,15182	0,03131	0,05331	0,04617	10,5118	0,01514
43	10,7263	0,05288	0,18851	0,17083	0,47431	0,16513	0,15182	0,03131	0,05331	0,17714	0,02881	10,7022	0,00224
44	10,5378	0,18851	0,17083	0,47431	0,16513	0,15182	0,03131	0,05331	0,17714	0,00377	0,01319	10,7395	0,01914
45	10,367	0,17083	0,47431	0,16513	0,15182	0,03131	0,05331	0,17714	0,00377		0,04703	10,4908	0,01194
46	9,89267	0,47431	0,16513	0,15182	0,03131	0,05331	0,17714	0,00377			0,04262	10,3244	0,04364
47	10,0578	0,16513	0,15182	0,03131	0,05331	0,17714	0,00377				0,11833	9,77434	0,02818
48	9,90597	0,15182	0,03131	0,05331	0,17714	0,00377					0,04119	10,099	0,01948
49	9,87467	0,03131	0,05331	0,17714	0,00377						0,03787	9,8681	0,00067
50	9,92797	0,05331	0,17714	0,00377							0,00781	9,86686	0,00616
51	9,75084	0,17714	0,00377								0,0133	9,94127	0,01953
52	9,75461	0,00377									0,04419	9,70664	0,00492
											0,00094	9,75555	1,6833%

Матриця коефіцієнтів автокореляції

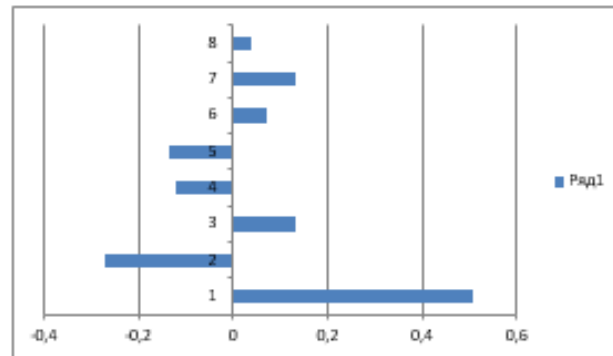
R _{ij}	Стац.ряд	Лag 1	Лag 2	Лag 3	Лag 4	Лag 5	Лag 6	Лag 7	Лag 8
Стац.ряд	1	0,2495	0,0136	0,0883	0,015	-0,155	-0,115	0,0598	0,1158
Лag 1	0,1158	0,2484	0,2484	0,0103	0,085	0,0175	-0,155	-0,108	0,0835
Лag 2	0,0598	0,0598	1	0,2389	-0,016	0,1077	0,0258	-0,108	-0,005
Лag 3	-0,115	-0,108	-0,005	1	0,2347	-0,012	0,1096	0,0389	-0,088
Лag 4	-0,155	-0,108	-0,108	-0,088	1	0,2399	-0,01	0,1253	0,0695
Лag 5	0,015	0,0389	0,0258	0,0389	0,0695	1	0,2391	-0,018	0,1156
Лag 6	0,0883	0,1253	0,1077	0,1096	0,1253	0,1156	1	0,239	-0,025
Лag 7	0,0136	-0,018	-0,016	-0,012	-0,01	-0,018	-0,025	1	0,1995
Лag 8	0,2495	0,239	0,2389	0,2347	0,2399	0,2391	0,239	0,1995	1

Зворотня матриця

Z _{ij}	Стац.ряд	Лag 1	Лag 2	Лag 3	Лag 4	Лag 5	Лag 6	Лag 7	Лag 8
Стац.ряд	1,1393	-1,178	0,3022	-0,139	0,128	0,149	-0,072	-0,145	-0,044
Лag 1	-0,503	4,6906	-1,202	0,2424	-0,479	0,0907	0,7374	0,352	-0,346
Лag 2	-0,046	-0,238	1,0754	-0,234	0,104	-0,144	-0,007	0,0882	0,0013
Лag 3	0,0372	0,2793	-0,1	0,9877	-0,266	0,084	-0,095	0,0242	0,06
Лag 4	0,1244	0,3291	0,0232	0,0696	0,9644	-0,225	0,1292	-0,118	-0,05
Лag 5	0,0306	0,0563	0,0173	0,0099	-0,017	1,0693	-0,205	0,1078	-0,156
Лag 6	-0,063	-0,619	0,0141	-0,128	-0,058	-0,133	0,8988	-0,296	0,1492
Лag 7	0,0123	0,2562	-0,003	0,0513	0,015	0,0574	0,1039	1,0453	-0,232
Лag 8	-0,186	-0,832	-0,034	-0,198	-0,096	-0,226	-0,352	-0,21	1,1392

Коефіцієнти частної кореляції

r1 частн	r2 частн	r3 частн	r4 частн	r5 частн	r6 частн	r7 частн	r8 частн
0,5094	-0,273	0,1309	-0,122	-0,135	0,071	0,1326	0,0382



ДОДАТОК

clear all

import delimited C:\Users\gorna\Desktop\BTC-USD.csv

gen dmy = date(date,"YMD")

format %td dmy

drop date

tsset dmy

tsline close

gen log_cl = ln(close)

tsline log_cl

ac log_cl
pac log_cl

dfuller close
dfuller log_cl
dfuller log_cl, noconst
dfuller log_cl, trend
dfuller log_cl, regress trend

*Dickey-Fuller test for stationarity.

*As p-value is > 0.05 , we cannot reject the null hypothesis that the data is stationary

* even excluding trend and constant components from the tsset.

tsline d.log_cl
ac d(1).log_cl
pac d.log_cl

arima log_cl, arima(0,0,0)
estat ic
est store a000

arima log_cl, arima(2,0,0)
est store a200

arima log_cl, arima(2,1,0)
est store a210

arima log_cl, arima(2,1,1)
est store a211

```
predict lbtc_hat3, dynamic(dmy) y
```

```
arima log_cl, arima(1,1,2)
```

```
est store a112
```

```
arima log_cl, arima(0,1,2)
```

```
est store a012
```

```
arima log_cl, arima(2,0,2)
```

```
est store a202
```

```
arima log_cl, arima(2,2,0)
```

```
est store a220
```

```
arima log_cl, arima(0,2,2)
```

```
est store a022
```

```
arima log_cl, arima(2,1,2)
```

```
est store a212
```

```
estout a110 a111 a112 a211 a112, ///
```

```
cells(b(star fmt(%8.4f)) se(par fmt(%6.4f))) ///
```

```
stats(ll N aic, fmt(%6.0fc %6.0f %6.2f %6.3f) labels(Log-likelihood Obs Akaike))
```

```
///
```

```
starlevels(* 0.10 ** 0.05 *** 0.01) type
```

```
estout a210 a211 a112 a012 a212 a220 a022 , ///
```

```
cells(b(star fmt(%8.4f)) se(par fmt(%6.4f))) ///
```

```
stats(ll N aic, fmt(%6.0fc %6.0f %6.2f %6.3f) labels(Log-likelihood Obs Akaike))
```

```
///
```

```
starlevels(* 0.10 ** 0.05 *** 0.01) type
```

open	high	low	close	adjclose	volume	dmy	log_cl
8077,9502	8302,25977	8075,47021	8253,5498	8253,5498	363353011	22/11/17	9,01839828
8232,37988	8267,40039	8038,77002	8038,77002	8038,77002	422517990	23/11/17	8,9920311
8074,02002	8374,16016	7940,93018	8253,69043	8253,69043	505861017	24/11/17	9,01841545
8241,70996	8790,91992	8191,1499	8790,91992	8790,91992	434206003	25/11/17	9,0814743
8789,04004	9522,92969	8775,58984	9330,5498	9330,5498	547557990	26/11/17	9,14104939
9352,71973	9818,34961	9352,71973	9818,34961	9818,34961	565332019	27/11/17	9,19200802
9823,42969	10125,7002	9736,2998	10058,7998	10058,7998	634881996	28/11/17	9,21620274
10077,4004	11517,4004	9601,03027	9888,61035	9888,61035	115687997	29/11/17	9,19913864
9906,79004	10801	9202,0498	10233,5996	10233,5996	831068979	30/11/17	9,23343182
10198,5996	11046,7002	9694,65039	10975,5996	10975,5996	678311987	1/12/17	9,3034296
10978,2996	11320,2002	10905,0996	11074,5996	11074,5996	513850009	2/12/17	9,3124094
11082,7002	11858,7002	10862	11323,2002	11323,2002	660830976	3/12/17	9,33460903
11315,4004	11657,2002	11081,7998	11657,2002	11657,2002	613240985	4/12/17	9,36367893
11685,7002	12032	11604,5996	11916,7002	11916,7002	689526016	5/12/17	9,38569641
11923,4004	14369,0996	11923,4004	14291,5	14291,5	126563000	6/12/17	9,56742001
14266,0996	17899,6992	14057,2998	17899,6992	17899,6992	179506995	7/12/17	9,7925396
17802,9004	18353,4004	14336,9004	16569,4004	16569,4004	211359989	8/12/17	9,71531296
16523,3008	16783	13674,9004	15178,2002	15178,2002	139113000	9/12/17	9,62761593
15168,4004	15850,5996	13226,5996	15455,4004	15455,4004	134332999	10/12/17	9,64571381
15427,4004	17513,9004	15404,7998	16936,8008	16936,8008	121539000	11/12/17	9,73724365
16919,8008	17781,8008	16571,5996	17415,4004	17415,4004	146037995	12/12/17	9,76511002
17500	17653,0996	16039,7002	16408,1992	16408,1992	129769000	13/12/17	9,70553684
16384,5996	17085,8008	16185,9004	16564	16564	137773998	14/12/17	9,7149868
16601,3008	18154,0996	16601,3008	17706,9004	17706,9004	143099996	15/12/17	9,78170967
17760,3008	19716,6992	17515,3008	19497,4004	19497,4004	127405998	16/12/17	9,8780365
19475,8008	20089	18974,0996	19140,8008	19140,8008	133145999	17/12/17	9,85957718
19106,4004	19371	18355,9004	19114,1992	19114,1992	148394997	18/12/17	9,85818672
19118,3008	19177,8008	17275,4004	17776,6992	17776,6992	168944998	19/12/17	9,78564358
17760,3008	17934,6992	16077,7002	16624,5996	16624,5996	221496995	20/12/17	9,71863842
16642,4004	17567,6992	15342,7002	15802,9004	15802,9004	165165998	21/12/17	9,66794872
15898	15943,4004	11833	13831,7998	13831,7998	221979996	22/12/17	9,53472519
13948,7002	15603,2002	13828,7998	14699,2002	14699,2002	130860001	23/12/17	9,59554863
14608,2002	14626	12747,7002	13925,7998	13925,7998	115722997	24/12/17	9,54149818
13995,9004	14593	13448,9004	14026,5996	14026,5996	106646999	25/12/17	9,54871082
14036,5996	16461,1992	14028,9004	16099,7998	16099,7998	134543001	26/12/17	9,68656254
16163,5	16930,9004	15114,2998	15838,5	15838,5	124876001	27/12/17	9,67019939
15864,0996	15888,4004	13937,2998	14606,5	14606,5	123364997	28/12/17	9,58922195
14695,7998	15279	14307	14656,2002	14656,2002	130255001	29/12/17	9,59261894
14681,9004	14681,9004	12350,0996	12952,2002	12952,2002	144525998	30/12/17	9,46902084
12897,7002	14377,4004	12755,5996	14156,4004	14156,4004	121362995	31/12/17	9,55792236
14112,2002	14112,2002	13154,7002	13657,2002	13657,2002	102912000	1/1/18	9,52202225
13625	15444,5996	13163,5996	14982,0996	14982,0996	168466001	2/1/18	9,61461163
14978,2002	15572,7998	14844,5	15201	15201	168719001	3/1/18	9,62911606
15270,7002	15739,7002	14522,2002	15599,2002	15599,2002	217831997	4/1/18	9,65497494
15477,2002	17705,1992	15202,7998	17429,5	17429,5	238408990	5/1/18	9,76591969
17462,0996	17712,4004	16764,5996	17527	17527	183146004	6/1/18	9,77149773
17527,3008	17579,5996	16087,7002	16477,5996	16477,5996	158660003	7/1/18	9,70975685
16476,1992	16537,9004	14208,2002	15170,0996	15170,0996	184138997	8/1/18	9,62708187
15123,7002	15497,5	14424	14595,4004	14595,4004	166599997	9/1/18	9,58846188
14588,5	14973,2998	13691,2002	14973,2998	14973,2998	185008005	10/1/18	9,61402416
14968,2002	15018,7998	13105,9004	13405,7998	13405,7998	165340999	11/1/18	9,50344276
13453,9004	14229,9004	13158,0996	13980,5996	13980,5996	120656998	12/1/18	9,54542637
13952,4004	14659,5	13952,4004	14360,2002	14360,2002	127635998	13/1/18	9,57221603
14370,7998	14511,7998	13268	13772	13772	110840995	14/1/18	9,53039265
13767,2998	14445,5	13641,7002	13819,7998	13819,7998	127507998	15/1/18	9,53385735
13836,0996	13843,0996	10194,9004	11490,5	11490,5	188537999	16/1/18	9,34927559
11431,0996	11678	9402,29004	11188,5996	11188,5996	188306001	17/1/18	9,32265091
11198,7998	12107,2998	10942,5	11474,9004	11474,9004	150203996	18/1/18	9,34791756
11429,7998	11992,7998	11172,0996	11607,4004	11607,4004	107404001	19/1/18	9,35939789
11656,2002	13103	11656,2002	12899,2002	12899,2002	118017003	20/1/18	9,464921
12889,2002	12895,9004	11288,2002	11600,0996	11600,0996	993517977	21/1/18	9,35876942
11633,0996	11966,4004	10240,2002	10931,4004	10931,4004	105374003	22/1/18	9,29939461

29/10/22	9,943596	9,933413			
30/10/22	9,934773	9,944607			
31/10/22	9,927974	9,936531			
1/11/22	9,927462	9,929154			
2/11/22	9,911431	9,928093			
3/11/22	9,913932	9,912511			
4/11/22	9,959264	9,913872			
5/11/22	9,96565	9,957899			
6/11/22	9,948771	9,966966			
7/11/22	9,933183	9,950793			
8/11/22	9,827754	9,934419			
9/11/22	9,672865	9,831489			
10/11/22	9,774902	9,675227			
11/11/22	9,742984	9,764767			
12/11/22	9,729086	9,741936			
13/11/22	9,702189	9,727048			
14/11/22	9,718254	9,700822			
15/11/22	9,734158	9,715234			
16/11/22	9,721333	9,732244			
17/11/22	9,722416	9,721239			
18/11/22	9,723031	9,721671			
19/11/22	9,723855	9,722569			
20/11/22	9,69842	9,723579			
21/11/22	9,66696	9,699187			
22/11/22	9,688344	9,667284			
23/11/22	9,686203		0,04047	9,606884	-9,765522
24/11/22	9,685876		0,056273	9,575582	-9,79617
25/11/22	9,685591		0,069234	9,549896	-9,821287
26/11/22	9,685437		0,080549	9,527565	-9,84331
27/11/22	9,685384		0,090775	9,507467	-9,8633
28/11/22	9,685411		0,100196	9,489031	-9,881791
29/11/22	9,685505		0,108981	9,471906	-9,899103
30/11/22	9,685652		0,117244	9,455858	-9,915445
1/12/22	9,685842		0,125064	9,440721	-9,930963
2/12/22	9,686067		0,132503	9,426366	-9,945769
3/12/22	9,686321		0,139608	9,412696	-9,959947
4/12/22	9,686598		0,146415	9,39963	-9,973567
5/12/22	9,686894		0,152957	9,387104	-9,986684
6/12/22	9,687205		0,159259	9,375062	-9,999347
7/12/22	9,687528		0,165344	9,363459	-10,011597
8/12/22	9,687861		0,171231	9,352255	-10,023467
9/12/22	9,688202		0,176935	9,341416	-10,034989
10/12/22	9,68855		0,182473	9,33091	-10,04619
11/12/22	9,688903		0,187856	9,320713	-10,057093
12/12/22	9,689261		0,193095	9,310801	-10,06772
13/12/22	9,689621		0,198202	9,301153	-10,07809
14/12/22	9,689985		0,203185	9,291751	-10,088219
15/12/22	9,690351		0,208051	9,282578	-10,098124
16/12/22	9,690719		0,212809	9,27362	-10,107817
17/12/22	9,691088		0,217465	9,264864	-10,117313
18/12/22	9,691459		0,222026	9,256297	-10,126621
19/12/22	9,69183		0,226495	9,247908	-10,135753
20/12/22	9,692203		0,23088	9,239687	-10,144718
21/12/22	9,692576		0,235183	9,231625	-10,153526
22/12/22	9,692949		0,23941	9,223715	-10,162184
23/12/22	9,693323		0,243564	9,215947	-10,170699
24/12/22	9,693697		0,247648	9,208315	-10,179079
25/12/22	9,694072		0,251667	9,200813	-10,187331
26/12/22	9,694447		0,255623	9,193435	-10,195459
27/12/22	9,694822		0,259519	9,186174	-10,203469
28/12/22	9,695197		0,263357	9,179026	-10,211368
29/12/22	9,695572		0,267141	9,171986	-10,219158
30/12/22	9,695948		0,270871	9,16505	-10,226845
31/12/22	9,696323		0,274551	9,158213	-10,234433

	Для	95%	довірчих	інтервалів, $z(0,025)$	=	1,96
					95%	інтервал
	Вtc (close)	передбачення	стандартне	верхня межа		нижня межа
15/8/22	10,0915	10,100393				
16/8/22	10,080935	10,092653				
17/8/22	10,057753	10,081845				
18/8/22	10,052457	10,058732				
19/8/22	9,94643	10,052186				
20/8/22	9,960155	9,949587				
21/8/22	9,977394	9,956333				
22/8/22	9,971095	9,974684				
23/8/22	9,977114	9,970237				
24/8/22	9,970914	9,975971				
25/8/22	9,980491	9,970647				
26/8/22	9,916405	9,979692				
27/8/22	9,905572	9,918559				
28/8/22	9,884142	9,90413				
29/8/22	9,918278	9,883223				
30/8/22	9,893276	9,915297				
31/8/22	9,905972	9,893779				
1/9/22	9,909824	9,904622				
2/9/22	9,901975	9,909427				
3/9/22	9,895057	9,902221				
4/9/22	9,902823	9,895123				
5/9/22	9,894062	9,902304				
6/9/22	9,843614	9,894462				
7/9/22	9,867359	9,84522				
8/9/22	9,869405	9,86508				
9/9/22	9,970265	9,86896				
10/9/22	9,98417	9,9667				
11/9/22	9,988254	9,986605				
12/9/22	10,015496	9,990853				
13/9/22	9,918214	10,016895				
14/9/22	9,91547	9,924176				
15/9/22	9,888435	9,914868				
16/9/22	9,892052	9,888806				
17/9/22	9,909846	9,890793				
18/9/22	9,874033	9,908544				
19/9/22	9,88043	9,875297				
20/9/22	9,84643	9,879284				
21/9/22	9,828085	9,847121				
22/9/22	9,873727	9,827431				
23/9/22	9,867738	9,870734				
24/9/22	9,848873	9,868227				
25/9/22	9,841723	9,849634				
26/9/22	9,863846	9,841585				
27/9/22	9,857996	9,86267				
28/9/22	9,874405	9,858585				
29/9/22	9,881909	9,874058				
30/9/22	9,874665	9,882373				
1/10/22	9,868487	9,875763				
2/10/22	9,854513	9,869222				